

Université de Montréal

Caractérisation des occupations du sol en milieu urbain par
imagerie radar

Par Claude Codjia

Département de Géographie

Faculté des arts et sciences

Thèse présentée à la Faculté des études supérieures
en vue de l'obtention du grade de Ph.D.
en Géographie

01-10-2012

© Claude Codjia

À ma fille Fêmi

À la mémoire de ma tante Louise

Remerciements

Je tiens en premier lieu à dire toutes mes gratitude à mon directeur de thèse François Cavayas.

François, merci beaucoup pour ton soutien, ta disponibilité et la pertinence de tes conseils. Sois assuré de ma gratitude et de toute ma sympathie. Je souhaite continuer cette belle collaboration avec toi pour de longues années encore.

Mes reconnaissances vont également au professeur Robert Desjardins. Merci Robert pour tes conseils. Nul doute que nous aurons encore beaucoup de travaux à faire ensemble.

Merci à tous les collègues du département de géographie de l'UQAM pour leur patience.

À mes anciens amis du laboratoire de télédétection de l'université de Montréal Robert Fiset, Gabriel Gosselin, Yacine Bouroubi, Robert Cissokho et Jules Komguep, j'adresse mes salutations chaleureuses.

Résumé

Cette étude vise à tester la pertinence des images RSO - de moyenne et de haute résolution - à la caractérisation des types d'occupation du sol en milieu urbain. Elle s'est basée sur des approches texturales à partir des statistiques de deuxième ordre. Plus spécifiquement, on recherche les paramètres de texture les plus pertinents pour discriminer les objets urbains. Il a été utilisé à cet égard des images Radarsat-1 en mode fin en polarisation HH et Radarsat-2 en mode fin en double et quadruple polarisation et en mode ultrafin en polarisation HH. Les occupations du sol recherchées étaient le bâti dense, le bâti de densité moyenne, le bâti de densité faible, le bâti industriel et institutionnel, la végétation de faible densité, la végétation dense et l'eau. Les neuf paramètres de textures analysés ont été regroupés, en familles selon leur définition mathématique. Les paramètres de ressemblance/dissembance regroupent l'Homogénéité, le Contraste, la Similarité et la Dissimilarité. Les paramètres de désordre sont l'Entropie et le Deuxième Moment Angulaire. L'Écart-Type et la Corrélacion sont des paramètres de dispersion et la Moyenne est une famille à part. Il ressort des expériences que certaines combinaisons de paramètres de texture provenant de familles différentes utilisés dans les classifications donnent de très bons résultats alors que d'autres associations de paramètres de texture de définition mathématiques proches génèrent de moins bons résultats. Par ailleurs on constate que si l'utilisation de plusieurs paramètres de texture améliore les classifications, la performance de celle-ci plafonne à partir de trois paramètres.

Malgré la bonne performance de cette approche basée sur la complémentarité des paramètres de texture, des erreurs systématiques dues aux effets cardinaux subsistent sur les classifications. Pour pallier à ce problème, il a été développé un modèle de compensation radiométrique basé sur la section efficace radar (SER). Une simulation radar à partir du modèle numérique de surface du milieu a permis d'extraire les zones de rétrodiffusion des bâtis et d'analyser les rétrodiffusions correspondantes. Une règle de compensation des effets cardinaux fondée uniquement sur les réponses des objets en fonction de leur orientation par rapport au plan d'illumination par le faisceau du radar a été mise au point. Des applications de cet algorithme sur des images RADARSAT-1 et

RADARSAT-2 en polarisations HH, HV, VH, et VV ont permis de réaliser de considérables gains et d'éliminer l'essentiel des erreurs de classification dues aux effets cardinaux.

Mots clés: Radar, effets cardinaux, texture, classification, milieu urbain, occupation du sol

Abstract

This study aims to test the relevance of medium and high-resolution SAR images on the characterization of the types of land use in urban areas. To this end, we have relied on textural approaches based on second-order statistics. Specifically, we look for texture parameters most relevant for discriminating urban objects. We have used in this regard Radarsat-1 in fine polarization mode and Radarsat-2 HH fine mode in dual and quad polarization and ultrafine mode HH polarization. The land uses sought were dense building, medium density building, low density building, industrial and institutional buildings, low density vegetation, dense vegetation and water. We have identified nine texture parameters for analysis, grouped into families according to their mathematical definitions in a first step. The parameters of similarity / dissimilarity include Homogeneity, Contrast, the Differential Inverse Moment and Dissimilarity. The parameters of disorder are Entropy and the Second Angular Momentum. The Standard Deviation and Correlation are the dispersion parameters and the Average is a separate family. It is clear from experience that certain combinations of texture parameters from different family used in classifications yield good results while others produce kappa of very little interest. Furthermore, we realize that if the use of several texture parameters improves classifications, its performance ceils from three parameters. The calculation of correlations between the textures and their principal axes confirm the results.

Despite the good performance of this approach based on the complementarity of texture parameters, systematic errors due to the cardinal effects remain on classifications. To overcome this problem, a radiometric compensation model was developed based on the radar cross section (SER). A radar simulation from the digital surface model of the environment allowed us to extract the building backscatter zones and to analyze the related backscatter. Thus, we were able to devise a strategy of compensation of cardinal effects solely based on the responses of the objects according to their orientation from the plane of illumination through the radar's beam. It appeared that a compensation algorithm based on the radar cross section was appropriate. Some examples of the application of this algorithm on HH polarized RADARSAT-2 images are presented as well. Application of this algorithm will allow considerable gains with regard to certain forms of automation

(classification and segmentation) at the level of radar imagery thus generating a higher level of quality in regard to visual interpretation. Application of this algorithm on RADARSAT-1 and RADARSAT-2 images with HH, HV, VH, and VV polarisations helped make considerable gains and eliminate most of the classification errors due to the cardinal effects.

Keywords : Radar, cardinal effect, texture, classification, urban area, land use

Table des matières

Chapitre 1- Introduction.....	1
1.1 Contexte	1
1.2. Objectifs et hypothèses	4
1.3- Originalité et contributions	5
1.4- Structure de la thèse.....	6
PARTIE I- IMAGERIE RADAR ET MILIEU URBAIN	7
Chapitre 2- Imagerie satellitaire radar : bref rappel	8
2.1 Paramètres d'opération des RSO	8
2.1.1 Fréquences d'opération	9
2.1.2 Configurations de polarisation	9
2.1.3 Position du faisceau.....	10
2.1.4 Résolutions	13
2.2 Formation des images RSO	16
2.3 Chaîne de traitement des données RSO	16
2.4 Caractéristiques radiométriques des images	18
2.5 Caractéristiques géométriques des images.....	20
Chapitre 3- Caractéristiques de rétrodiffusion des objets urbains	23
3.1 Le rôle de la constante diélectrique complexe.....	23
3.2 Le rôle de la rugosité de surface	27
3.3 Le rôle de la topographie de surface	29
3.4 Le rôle de la géométrie des objets.....	30
Chapitre 4- Contrastes radiométriques entre occupations du sol	31
4.1 Les tendances	32
4.2 Classification/segmentation des images radar	41
PARTIE II- ANALYSES TEXTURALES DE L'IMAGERIE RADAR POUR LA CARTOGRAPHIE DES OCCUPATIONS DU SOL EN MILIEU URBAIN : PROBLÉMATIQUE	43
Chapitre 5- La texture des images radar : moyen de caractérisation des occupations du sol.....	44

5.1 À propos de la texture sur les images radar	45
5.2 Approches de quantification de la texture et leur potentiel	47
5.3 Les matrices de cooccurrence : bref rappel	54
Chapitre 6- L'effet cardinal et sa compensation	62
6.1 Définition et approches de modélisation	62
6.2 Développement d'un algorithme de compensation : problématique	66
PARTIE III- MÉTHODES, ANALYSES TEXTURALES ET COMPENSATION DES EFFETS CARDINAUX...	74
Chapitre 7- Approche méthodologique.....	75
7.1 Aperçu général	75
7.2 Sites à l'étude	77
7.3 Données.....	78
7.3.1 Imagerie radar.....	78
7.3.2 Données vectorielles.....	80
7.4 Prétraitements	80
7.4.1 Corrections radiométriques et géométriques des images RADARSAT	80
7.4.2 Confection d'un Modèle Numérique de Surface (MNS).....	81
7.5 Choix des classes d'occupations du sol	83
7.5.1 Secteur résidentiel	85
7.5.2 Secteur industriel/commercial/institutionnel	88
7.4.3 Les surfaces végétalisées	89
7.6 Analyse des données	91
7.6.1 Analyses texturales.....	91
7.6.2 Algorithme de compensation des effets cardinaux	93
Chapitre 8- Analyses texturales et résultats.....	95
8.1 Paramètres de texture utilisés.....	95
8.2 Comparaisons des textures.....	96
8.2.1 Corrélation entre les paramètres de texture	96
8.2.2 Regroupement des textures à partir des dendrogrammes	100
8.2.3 Caractérisation des textures par ACP	101

8.3 Classifications	104
8.3.1 Classification des images RADARSAT-1 à polarisation simple en mode fin	105
8.3.2 Classification des images RADARSAT-2 à polarisation double en mode fin	108
8.3.3 Classification des images à polarisation quadruple en mode fin	111
8.3.4- Classification de l'image RADARSAT-2 à polarisation simple en mode ultrafin ...	115
8.4 Résultats globaux	118
Chapitre 9- Compensation des effets cardinaux	121
9.1- Images utilisées.....	121
9.2 Analyse des aires de rétrodiffusion.....	124
9.2.1 Le simulateur d'images radar : bref aperçu	124
9.2.2 Extraction des aires de rétrodiffusion.....	126
9.3- Développement du modèle de compensation	129
9.3.1- Distribution des rétrodiffusions : cas des polarisations parallèles HH.....	131
9.3.2- Modèle de compensation basé sur la fonction SER de surface.....	134
9.3.3- Différences selon la polarisation : images dual-pol (HV v.s. HH).....	136
9.3.4- Différences selon la polarisation : images quad-pol (HV et VH vs. HH et VV)	140
9.4- Algorithme de compensation.....	142
9.5- Résultats et validation.....	142
9.5.1- Montréal – images en modes fin et ultrafin en polarisation HH	142
9.5.2- Montréal – images en mode fin en polarisations HH et HV	144
9.5.3- Montréal – image quadpol (polarisations HH, HV, VH et VV).....	146
9.5.4- Sun City - polarisation HH et quad-pol.....	148
9.6 - Application des classifications aux images compensées.....	154
9.6.1 Les limites des classifications relatives aux images sans compensation.....	154
9.6.2- Les défis de la classification des images rada	156
9.6.3- Les effets de la compensation radiométriques sur les classifications.....	158
9.7- Résumé	163
Chapitre 10- Conclusion	164
Références.....	168

Liste des figures

Figure 2.1: Configurations des polarisations: parallèles et croisées	10
Figure 2.2 : Acquisition des données ROS en mode zonal («stripmap»)	11
Figure 2.3 : RADARSAT-2 et ses possibilités de positionnement du faisceau	13
Figure 2.4 : Mécanisme d'éclairement de la scène en portée	14
Figure 2.5 : Chaîne de traitement du signal RSO	17
Figure 2.6 : Exemple de suite de traitement de données RSO (source : Petit, 2005)	18
Figure 2.7. Phénomène de chatoiement engendré par les interférences constructives et destructives	20
Figure 2.8 : (a) Raccourcissement du versant : la distance horizontale (2) apparaît plus courte sur une image radar en portée oblique (1). (b) Repliement du versant : le sommet B du versant est vu par le radar avant son pied A	21
Figure 3.1 : Matériaux de parement communément caractéristique de Montréal	25
Figure 3.2 : Distribution du rayonnement réfléchi par une surface peu rugueuse (a) et rugueuse (b)	29
Figure 4.1 : Rétrodiffusion des surfaces d'eau agitées sur une image ENVISAT	33
Figure 4.2 : Simulation du coefficient de rétrodiffusion (moyenne et écart-type) des sols à nu et des couverts de végétation courtes	35
Figure 4.3 : Variation de la rétrodiffusion en fonction des angles des patrons de rue inférieurs et supérieurs à 10°	37
Figure 4.4 : Quelques types de toit à Montréal (Benoît, 1991)	39
Figure 5.1 : Un quartier résidentiel de Montréal a) image optique, b) image radar	47
Figure 5.2 : Résultat de classification supervisée par maximum de vraisemblance	49

dans le cas des images acquises en bande L

Figure 5.3: Exemples des statistiques de premier ordre des images RADARSAT (étalonnées et étirées à 8bits) à l'intérieur des îlots uni-fonctionnels	53
Figure 5.4 : Application de quelques paramètres de texture sur une image RADARSAT-2 ultrafine HH de Montréal	58
Figure 6.1 : RCS selon Knott(1985) et exemples extraits du milieu d'étude	65
Figure 6.2 : Extrait d'une image RADARSAT-2 en polarisation double en orbite descendante de la région de Montréal	68
Figure 6.3: Manifestation du phénomène d'inversion de l'objet (layover) sur deux orthoimages RADARSAT-1 en orbite descendante (pixel de 5 m)	70
Figure 6.4 : Principe général de la simulation d'images radar et principaux niveaux de complexité, notés 1, 2 et 3 du plus complexe au plus simple	72
Figure 7.1 : Étapes de l'approche méthodologique suivie dans cette recherche	76
Figure 7.2 : Différentes affectations du sol dans l'île de Montréal	77
Figure 7.3 : Points cotés (cartes 1 : 1000) ayant servi à la création du MNA	82
Figure 7.4 : Modèle numérique de surface résultant de la combinaison du MNA et de la couche du bâti; cette portion porte sur une partie du centre-ville de Montréal	83
Figure 7.5 : Densité du bâti sur l'île de Montréal	85
Figure 7.6 : Emprise au sol du bâti dans quelques îlots urbains du quartier Ville Mont-Royal	86
Figure 7.7 : Emprise au sol du bâti dans quelques îlots urbains dans un quartier du sud-ouest de l'Île de Montréal	86
Figure 7.8 : Morphologie parcellaire d'une zone d'occupation du sol de densité moyenne dans un quartier de Montréal	87
Figure 7.9 : Morphologie parcellaire d'une zone d'occupation du sol d'habitat dense dans un quartier de Montréal	88

Figure 7.10 : Exemple de sites industriels à Montréal	89
Figure 7.11 : Le patrimoine naturel de Montréal	90
Figure 7.12 : Étapes des analyses texturales	92
Figure 7.13 : Étapes de développement de l'algorithme de compensation des effets cardinaux.	94
Figure 8.1 : Exemples de semi-variogrammes pour une image RADARSAT-2 quad-pol	96
Figure 8.2 : Différences dans la distribution des valeurs de σ_0 entre les images RADARSAT-1 et RADARSAT-2	99
Figure 8.3 : Regroupement des paramètres de texture des images RADARSAT-1 et RADARSAT-2 en fonction de leurs corrélations	100
Figure 8.4 : Exemples des occupations de sol recherchées	105
Figure 8.5 : Fréquence absolue des paramètres de textures en fonction du coefficient Kappa pour les images RADARSAT-1	106
Figure 8.6 : Fréquence absolue des paramètres de textures en fonction du coefficient Kappa pour les images RADARSAT-2 en polarisation double	109
Figure 8.7 : Extrait de classification d'une image RADARSAT-2 en mode fin double polarisation (HH et HV)	111
Figure 8.8 : Fréquence absolue des paramètres de textures en fonction du coefficient Kappa pour les images RADARSAT-2	112
Figure 8.9 : Extrait de classification par maximum de vraisemblance faite à partir d'une image RADARSAT-2 en mode fin polarisation quadruple	114
Figure 8.10 : Extrait de classification par maximum de vraisemblance faite à partir d'une image RADARSAT-2 en mode fin, polarisation quadruple	115
Figure 8.11 : Fréquence absolue des paramètres de textures en fonction du coefficient Kappa pour l'image RADARSAT-2 en mode ultrafin	117

Figure 8.12 : Nombre de paramètres de texture, type d'image et évolution du Kappa	120
Figure 9.1 : Régions utilisées pour le développement	122
Figure 9.2 : Image de Sun City prise de Google Earth et RADARSAT-2	123
Figure 9.3 : Modélisation physique par localisation inverse	125
Figure 9.4 : Extrait du MNA et image radar simulée correspondante	127
Figure 9.5 : Extrait de polygones d'aires de rétrodiffusion du bâti générées par simulation radar	128
Figure 9.6 : Opération de jointure spatiale entre aires de rétrodiffusion et attributs de bâtiments	128
Figure 9.7 : Surface plane de dimension $a \times b$, d'orientation ϕ éclairée par un rayonnement incident selon un angle θ	129
Figure 9.8. Exemples de RCS selon l'orientation ϕ des surfaces pour différentes valeurs de a et b allant de 1 à 7, avec un pas de 2	130
Figure 9.9 : Distribution de la rétrodiffusion (moyennes des polygones) en fonction de l'orientation pour les images en mode polarisation HH	132
Figure 9.10 : Fréquence relative des valeurs de rétrodiffusion (σ) en fonction des angles d'orientation des structures pour l'image F1Q HH descendante	133
Figure 9.11 : Fréquence relative des valeurs de rétrodiffusion (σ) en fonction des angles d'orientation des structures pour l'image F4F HH ascendante	133
Figure 9.12 : Fonction $RCS_{surface}$ pour des valeurs de $(a=1, b=1)$ et $(a=2.5, b=7.5)$ et combinaison linéaire des deux cas	135
Figure 9.13 : Comparaison de la rétrodiffusion et de la fonction RCS_{global} combinant deux ensembles de paramètres de $RCS_{surface}$	136
Figure 9.14 : Image RADARSAT-2 F3 descendante HH et HV (a et b), effets cardinaux (c et d) et modèles de compensation proposés (e et f)	138

Figure 9.15. Image Radarsa-2 F4f ascendante HH et HV, effets cardinaux et modèles de compensation proposés	139
Figure 9.16 : Rotation de polarisation de $2\theta_{DH}$ en raison de la réflexion en coin diédrale	140
Figure 9.17 : Effets cardinaux dans l'image Radarsa-2 FQ7 ascendante HH, HV, VV et VH et modèles de compensation proposés	141
Figure 9.18 : Résultat de la compensation radiométrique des images utilisées pour la validation	143
Figure 9.19 : Comparaison des distributions de la rétrodiffusion selon l'orientation avant et après l'application de la compensation	144
Figure 9.20 : Image Radarsa-2 F3 descendante HH et HV et distributions de la rétrodiffusion selon l'orientation avant et après l'application de la compensation	145
Figure 9.21 : Image Radarsa-2 F4f ascendante HH et HV et distributions de la rétrodiffusion selon l'orientation avant et après l'application de la compensation	146
Figure 9.22 : Comparaison des distributions de la rétrodiffusion selon l'orientation pour l'image RADARSAT-2 FQ7 avant et après l'application de la compensation	147
Figure 9.23 : Modèles de compensation pour les polarisations parallèles (HH et VV) et croisées (HV-VH)	148
Figure 9.24 : Image RADARSAT-2 en mode ultra fin (U8 HH desc) de Sun-City, avant et après compensation	149
Figure 9.25 : Comparaison des distributions angulaires de la rétrodiffusion pour l'image RADARSAT-2 ultrafin HH de Sun City avant et après l'application de la compensation	149
Figure 9.26 : Image RADARSAT-2 quad-pol de Sun City	150

Figure 9.27 : Extrait de la zone illustrée par un rectangle rouge sur la figure 9.25 avec indication des directions de rétrodiffusion optimale par les lignes rouges	151
Figure 9.28 : Image RADARSAT-2 en mode quad-pol de Sun-City, avant et après compensation	152
Figure 9.29 : Comparaison des distributions angulaires de la rétrodiffusion pour l'image RADARSAT-2 quad-pol de Sun City avant et après l'application de la compensation	153
Figure 9.30 : Mise en évidence de zone mal classées du fait des effets cardinaux	155
Figure 9.31 Extrait d'image RADARSAT-2 de Sun City acquise en mode ultrafin (U8) ascendant HH	155
Figure 9.32 : Orientation optimale des édifices entraînant de forte radiométrie sur les images	157
Figure 9.33 : Extrait d'une classification par maximum de vraisemblance faite à partir d'une image RADARSAT-2 en mode fin double polarisation (HH et HV) portant sur Montréal	158
Figure 9.34 : Images RS2_FQ7_23_Quad_Asc, Combinaison : Entropie, 2 ^e moment angulaire	159
Figure 9.35 : Extrait de classification par maximum de vraisemblance faite à partir d'une image RADARSAT-2 mode ultrafin	161
Figure 6.36 : Extrait de classification par maximum de vraisemblance faite à partir d'une image RADARSAT-2 en mode fin polarisation quadruple.	162

Liste des tableaux

Tableau 2.1 : Caractéristiques des radars satellitaires mis en orbite depuis les années 1990	8
Tableau 2.2 : Caractéristiques des images RADARSAT qui seront utilisées dans cette étude.	13
Tableau 3.1 : Constantes diélectriques des matériaux utilisés dans le bâti	26
Tableau 5.1 : Regroupement des paramètres de texture basé sur leur formulation mathématique	57
Tableau 6.1 : Composantes du signal provenant de deux groupes des bâtiments résidentiels	67
Tableau 6.2 : Typologie des simulateurs radar	71
Tableau 7.1 : Images RADARSAT-1 et RADARSAT-2 utilisées dans cette étude	79
Tableau 8.1 : Exemples de corrélations entre les paramètres de texture	98
Tableau 8.2 : Exemple de corrélation entre les paramètres de texture et leurs axes principaux	102
Tableau 8.3 : Meilleures et pires classification pour images RADARSAT-1 en mode fin	106
Tableau 8.4 : Meilleures et pires classifications pour RADARSAT-2 F en double polarisation	110
Tableau 8.5 : Meilleures et pires classifications pour RADARSAT-2 F en quadruple polarisation	113
Tableau 8.6 : Meilleures et pires classifications pour RADARSAT-2 à polarisation simple en mode ultrafin	118
Tableau 8.7 : Meilleures associations de paramètres de texture et leur performance pour chaque type d'image	119

Tableau 9.1 : Les images utilisées pour le développement et la validation de la méthode de compensation des effets cardinaux, cas de l'île de Montréal	122
---	-----

Liste des abréviations

ACP : Analyse en Composantes Principales
Contr : Contrast
Correl : Corrélation
Dissim : Dissimilarité
EcType : Écart Type
Entro : Entropie
Homog : Homogénéité
MCO : Matrices de CoOccurrences
MDA :McDonald
MNA : Modèle Numérique d'Altitude
MNS : Modèle Numérique de Surface
MoAng : Moment Angulaire
Moy : Moyenne
RCS : Radar Cross Section
RMSE : Erreur Quadratique Moyenne (Root Mean Square Error)
RSO : Radar à Synthèse d'Ouverture
SER : Section Efficace Radar
Simil : Similarité
THR : Très haute résolution
USGS : United States Geological Survey

Chapitre 1- Introduction

1.1 Contexte

La croissance urbaine de ces dernières années a eu pour corollaire l'étalement des agglomérations. Cette poussée urbaine pose des problèmes de gestion en raison de la désuétude précoce des informations et des restrictions budgétaires qui affaiblissent considérablement la capacité des villes de faire face aux mises à jour des informations relatives à leur territoire ainsi qu'à leur population. Or, de la qualité et de la pertinence du système de lecture de la ville et de sa dynamique spatiale et sociale dépend largement la qualité des décisions (Dureau et Weber, 1995).

Les innovations récentes en matière de recueil, de gestion et d'analyse de l'information urbaine constituent une opportunité intéressante pour renouveler les systèmes de lecture de la ville tout en réduisant de manière substantielle les coûts afférents. Dans cette perspective, la télédétection et les systèmes d'information géographique peuvent jouer un rôle essentiel (Dureau et Weber, 1995). Le présent projet ambitionne d'approfondir la cartographie des milieux urbains à partir des images satellitaires radar.

L'usage des images radar en milieu urbain a évolué dans le temps. Les premières études datent de la fin des années 1960 mais demeurent plutôt rares jusqu'aux années 1990. Henderson et Xia (1998) en présentent la revue exhaustive. Les images provenaient pour la plupart des systèmes aéroportés et leur interprétation était le plus souvent visuelle sur support photographique. Ces études ont le mérite d'avoir mis en évidence certaines caractéristiques particulières de l'imagerie radar en milieu urbain. Parmi celles-ci la plus remarquable est l'effet cardinal, le terme employé pour décrire le rehaussement du signal lorsque le faisceau radar est proprement orienté par rapport à la trame urbaine. Les impacts des paramètres d'opération du radar (fréquence, polarisation, angle d'incidence

du faisceau radar) sur l'identification des occupations/utilisations des sols en milieu urbain ont été aussi étudiés sans pour autant arriver à des conclusions définitives.

Les années 1990 ont vu le lancement de plusieurs satellites automatiques munis des radars (ERS-1/2, JERS et RADARSAT-1) offrant des images à une seule fréquence micro-ondes (C ou L) et une seule configuration de polarisation (HH ou VV). L'abondance d'images, consécutive aux mises en orbite de ces satellites et la capacité des radars d'acquérir de données presque à tout temps, marque un tournant important dans le domaine. Grâce à leur format numérique et leur étalonnage radiométrique elles offraient le support essentiel pour mettre en application et vérifier des algorithmes de traitement et d'analyses d'images en milieu urbain ainsi que des modèles du signal radar provenant du bâti. Dans le domaine de l'analyse en particulier, la nature monocanale de ces images, d'un potentiel a priori limité pour la reconnaissance des occupations du sol, a poussé les études vers l'exploration des méthodes texturales et des méthodes d'analyses multi-temporelles afin d'augmenter leur dimensionnalité (e.g. Paudyal et al. 1995; Gouinard et al. 1996; Basly 1998; Bianchin et al. 1999; Rajesh et al. 2001; Dekker 2003; Dell'Aqua et al. 2003; Dell'Aqua et Gamba 2003). Certains chercheurs ont également examiné les possibilités d'utiliser en commun des images radar provenant des différents satellites (fréquence et/ou polarisation différentes) ou encore des images radar et des images optiques (e.g., Dobson et al. 1995; Henderson et al. 1998; Messier et al. 2001; Viveros Cancino 2003). Force est cependant de constater que la résolution spatiale des images (d'une trentaine de mètres) n'autorisait pas des études à des échelles détaillées des milieux urbains et ainsi le thème central de leur analyse portait surtout sur la détection des agglomérations (ESA, 1999). L'exception était RADARSAT-1 (lancé en 1995) qui offrait des images à résolution plus fine (mode fin : résolution d'une dizaine de mètres). Également avec sa capacité de modifier l'angle de son faisceau il permettait des études avec des images multi-angulaires (Weydahl, 2002; Grunsky 2002, Karjalainen et al. 2003).

C'est dans ce contexte qu'au laboratoire de télédétection de l'Université de Montréal, un programme de recherche portant sur les milieux urbains et l'imagerie provenant du

satellite RADARSAT-1 a été initié en 2000 afin d'approfondir la pertinence de son imagerie en mode fin. Dans le cadre de ce programme Fiset (2005) a développé un système de détection des changements dans le territoire de la Communauté Métropolitaine de Montréal fondée sur l'imagerie RADARSAT-1 en mode fin. Ses travaux ont montré l'apport des images de texture générées à l'aide des matrices de cooccurrence dans la localisation des nouveaux bâtiments utilisés comme indicateurs de la présence des changements des occupations du sol. Ils ont mis cependant en exergue des difficultés de discrimination entre différentes classes d'occupation du sol. Des confusions entre certaines classes de densité de bâti et des zones boisées ont aussi été signalées. Sous certaines conditions météorologiques (précipitations, humidité excessive des sols suite à la fonte des neiges) les zones bâties et des canopées arborescentes sur station humide étaient texturalement similaires. Notre étude a commencé dans le cadre de ce programme et visait à examiner plus à fond les questions posées par Fiset pour un usage de l'imagerie radar à résolution relativement fine dans sa plénitude.

Depuis 2002, une nouvelle série de satellites portant des capteurs radars de la nouvelle génération a été mise en orbite (ENVISAT, ALOS, TerraSAR-X, Cosmo Skymed, RADARSAT-2). Ces radars offrent des images toujours à une seule fréquence (X, C ou L) mais à des polarisations multiples (HH, VV, HV ou VH). La présence de deux ou même quatre canaux de polarisation combinée à la capacité de plusieurs systèmes radar d'acquérir d'images à plusieurs angles offre un support riche à explorer pour la caractérisation des milieux urbains. Bien que les recherches dans ce domaine ne viennent que de commencer, les premiers résultats sont plutôt encourageants (e.g., Wegmüller 2003; Kazi, 2006; Idol et al. 2008). De plus certains radars, comme celui de RADARSAT-2, offrent des images à une seule polarisation mais à une résolution ultra fine (de l'ordre de 3 m). Nous avons ainsi élargi notre thème de recherche sur les analyses texturales basées sur les matrices de cooccurrence en incluant aussi des images à polarisation multiple et des images à résolution ultra fine provenant du satellite RADARSAT-2.

1.2. Objectifs et hypothèses

Notre objectif ultime est de développer une procédure de cartographie des occupations du sol en milieu urbain à partir d'images radar en résolution relativement fine et fine, à une ou plusieurs configurations de polarisation, fondée sur les images de texture générées à l'aide des matrices de cooccurrence. Cette procédure contribuera à l'amélioration de la qualité de l'extraction de l'information sur le milieu urbain à partir des images radar.

Pour atteindre cet objectif, nos objectifs spécifiques ont été articulés comme suit :

- 1) Établir les paramètres de texture les plus prometteurs sur des images de résolution relativement fine à polarisation simple, double ou quadruple permettant de reconnaître les occupations du sol en milieu urbain;
- 2) Étudier l'impact d'une haute résolution sur la capacité des paramètres texturaux de différencier les occupations du sol dans le cas des images en polarisation simple;
- 3) Étudier l'impact de l'effet cardinal sur les résultats des analyses texturales et développer une méthode qui puisse le minimiser.

Dans le but de mieux circonscrire notre recherche nous avons opté pour l'île de Montréal comme site d'expérimentation. La diversité des occupations du sol représentative des milieux urbains Nord-Américains, la disponibilité des séries d'images RADARSAT-1 et RADARSAT-2 couvrant l'île de Montréal, l'abondance des données pouvant supporter nos analyses et l'accessibilité des lieux, justifient ce choix.

Les milieux urbains présentent une complexité inhérente difficile à maîtriser en analyse des images radar. Les objets le composant sont d'une grande diversité en termes de leur géométrie, des matériaux qui les couvrent et de leur agencement dans l'espace. Cette complexité a des répercussions importantes particulièrement sur la dynamique du signal radar rétrodiffusé (Foster et al., 1997; Maître, 2001). De plus, sur ces images, des objets identiques peuvent avoir des réponses différentes lorsque observés sous différents angles (Lee, 2001; Xia et Henderson, 1997; Weydahl, 2002). Ainsi, tel que corroboré par

nombre d'études (Bryan 1979; Bryan et Clark 1984; Michel et Lortic 1992; Durand et al. 1994; Xia et Henderson 1997; Schiavon et Solimini 2000), l'extraction optimale de l'information sur les occupations du sol en milieu urbain à partir des images radar à résolution relativement fine et fine, passe nécessairement par la caractérisation du bâti. Notre hypothèse de base est que la structure du bâti qui est la plupart de temps, du moins en Amérique du Nord, en lien étroit avec le type d'occupation du sol (résidentiel, industriel, commercial, etc.), se reflète sur la texture des images radar et que l'utilisation combinée des images de texture extraites des canaux de polarisation renforce la capacité de discrimination entre classes du bâti et autres occupations du sol .

Avec le raffinement de la résolution spatiale, les éléments du bâti s'individualisent et l'effet de l'agencement d'un groupe de bâtiments observé sur des images à résolution plus grossière tend à s'estomper. Notre hypothèse est qu'à des résolutions de l'ordre du mètre les analyses texturales basées sur les statistiques de 2^e ordre devraient atteindre leur limite.

Concernant l'effet cardinal, sa correction nécessite la compréhension de la relation entre l'orientation du faisceau et de la trame urbaine et cette compréhension passe par la modélisation du signal de retour par le bâti (e.g., Hardaway et al. 1982; Schiavon et Solimini 2000; Lee 2001).. Notre hypothèse est qu'un tel modèle est faisable et que son application peut aboutir à une correction radiométrique efficace et ainsi améliorer les résultats des analyses texturales.

1.3- Originalité et contributions

Deux sujets sont traités dans cette étude : la caractérisation des occupations du sol via la texture des images radar ainsi que la compensation des effets cardinaux.

L'application des images radar en milieu urbain demeure somme toute une application marginale comparativement aux applications dans les domaines tels que l'extraction des

paramètres biophysiques des canopées végétales, la cartographie des glaces de mer et l'hydrologie. La cartographie relativement fine des classes d'occupation du sol en milieu urbain à partir de la texture des images radar demeure davantage un domaine de recherche très peu exploré. À titre d'exemple une revue de littérature récemment publiée sur les applications du radar en milieu urbain ne fait aucunement mention de telles études (Soergel, 2010). Les analyses texturales des images radar multipolarisées à des résolutions métriques est une opération inédite. Notre recherche s'inscrit en ce sens dans un domaine mal connu encore aujourd'hui. La grande hétérogénéité en termes des matériaux de surface, le polymorphisme de l'architecture et de la structure du bâti pose un défi important dans les analyses texturales.

Bien que l'effet cardinal est mentionné dans plusieurs études et son explication physique est déjà présentée (par ex. Raney, 1998) très peu d'études se sont penchées sur sa correction. Le développement d'un modèle de correction de l'effet cardinal constitue ainsi en soi une contribution importante de cette recherche.

1.4- Structure de la thèse

La thèse est articulée autour des trois parties. La première partie (chapitres 2 à 4) porte sur des aspects généraux relatifs à l'imagerie radar ainsi que ses caractéristiques radiométriques anticipées en milieu urbain. Cette partie sert en quelque sorte d'introduction à la deuxième partie (chapitres 5 et 6) où il sera question de la problématique de notre recherche concernant les analyses texturales et la modélisation de l'effet cardinal. La troisième partie (chapitres 7 à 9) développe les méthodes adoptées pour les analyses texturales et la modélisation des effets cardinaux. La thèse est complétée avec le chapitre 10 qui discute des principaux résultats de cette recherche et tire les conclusions qui s'imposent particulièrement en ce qui a trait aux recherches futures dans ce domaine.

PARTIE I- IMAGERIE RADAR ET MILIEU URBAIN

Le but de cette partie est de : (a) faire un bref rappel des caractéristiques des images radars acquises par satellite (chapitre 2), (b) présenter succinctement les connaissances actuelles sur le comportement de la rétrodiffusion des matériaux et des objets que l'on retrouve habituellement en milieu urbain (chapitre 3) et (c) présenter les principales trouvailles quant aux contrastes radiométriques entre les diverses occupations du sol en milieu urbain et leur adéquation pour la classification/segmentation d'images radar (chapitre 4).

Chapitre 2- Imagerie satellitaire radar : bref rappel

Les radars imageurs satellitaires sont des radars à synthèse d'ouverture (RSO). Ce sont des capteurs d'opération complexe dont les données brutes nécessitent des traitements importants avant leur utilisation à différentes applications (ressources terrestres, océanographie, levés topographiques, etc.). Ceci afin d'obtenir des données à des résolutions fines au sol à partir des altitudes orbitales. Le *modus operandi* de ces radars est présenté en détail dans des nombreuses publications (voir par exemple Henderson et Lewis, 1998). Dans ce chapitre nous ne ferons qu'un bref rappel des principales caractéristiques des images satellitaires radar, tout particulièrement celles provenant de RADARSAT-1 et 2 qui constituent nos données d'expérimentation dans cette recherche.

2.1 Paramètres d'opération des RSO

Le tableau 2.1 présente la liste des RSO mis en orbite depuis les années 1990 ainsi que leurs paramètres d'opération : fréquence, polarisation, position du faisceau, résolution. Les paragraphes qui suivent discutent brièvement de ces paramètres.

Tableau 2.1 : Caractéristiques des radars satellitaires mis en orbite depuis les années 1990.

Bande micro-ondes (longueur d'onde d'opération)	Mission	Lancement (N=mission complétée)	Configuration de polarisation	Position du faisceau	Résolution spatiale (géométrique)
X (3,2 cm)	TerraSAR-X	2007	Simple/Duale (Quadruple)	Variable	Variable
	Cosmo-Skymed	2007	Simple/Duale	Fixe	Variable
C (5,6 cm)	ERS-1	1991 (N)	Simple (VV)	Fixe	30 m
	ERS-2	1995 (N)	Simple (VV)	Fixe	30 m
	RADARSAT-1	1995	Simple (HH)	Variable	Variable
	ENVISAT	2002 (N)	Duale	Variable	Variable
	RADARSAT-2	2007	Simple/Duale/Quadruple	Variable	Variable
L (23 cm)	JERS-1	1992 (N)	Simple (HH)	Fixe	18 m
	ALOS	2007 (N)	Simple/Duale/Quadruple	Variable	Variable

2.1.1 Fréquences d'opération

Les radars sont des capteurs actifs opérant sur la base des ondes électromagnétiques dans la zone spectrale des micro-ondes ou hyperfréquences (de 1mm à 1 m environ). Dans le cas des radars imageurs, ce domaine du spectre électromagnétique est divisé en bandes dont les noms peu évocateurs sont hérités d'un code de communication de l'armée américaine durant la deuxième guerre mondiale. Comme on le constate par le Tableau 2.1 tous les radars satellitaires de télédétection mis en orbite jusqu'à aujourd'hui opèrent à une seule fréquence (ou l'équivalent à une longueur d'onde) et ils émettent dans les bandes micro-ondes X (2,5-3,75 cm), C (3,75-7,5 cm) ou L (15-30 cm). Les RSO de RADARSAT-1 et 2 opèrent aux environs de 5,6 cm (bande C).

2.1.2 Configurations de polarisation

La polarisation est définie par convention comme l'orientation à un instant précis du vecteur électrique d'une onde électromagnétique monochromatique. Si cette orientation demeure stable dans le temps on parle d'une polarisation linéaire sinon d'une polarisation elliptique. Les radars contemporains émettent et captent des ondes en polarisation linéaire horizontale (H) ou verticale (V). Tel que montré par le tableau 2.1, les RSO mis en orbite dans les années 1990 n'avaient la possibilité d'opérer qu'à une seule configuration de polarisation parallèle (HH ou VV; figure 2.1a et 2.1b). Le premier radar à pouvoir opérer en double configuration en quasi-synchronisme parallèle-parallèle (HH-VV) ou parallèle-croisé (HH-HV ou VV-VH; figure 2.1c et 2.1d) était celui à bord du satellite ENVISAT. Les radars mis en orbite récemment peuvent opérer selon différentes configurations : une seule configuration, en configuration double et même quadruple (HH-HV-VH-VV). Dans ce dernier cas les principes de la discipline de la polarimétrie radar (Lee et Pottier, 2009) peuvent s'appliquer, ouvrant ainsi de nouvelles voies dans la façon d'analyser les données radar dans différents milieux incluant les milieux urbains (Bhattacharya et Touzi, 2011). Les méthodes de polarimétrie radar ne sont pas examinées dans cette étude. Seules les images générées en polarisation parallèle (HH ou VV) et polarisation croisée (HV ou VH) seront étudiées.

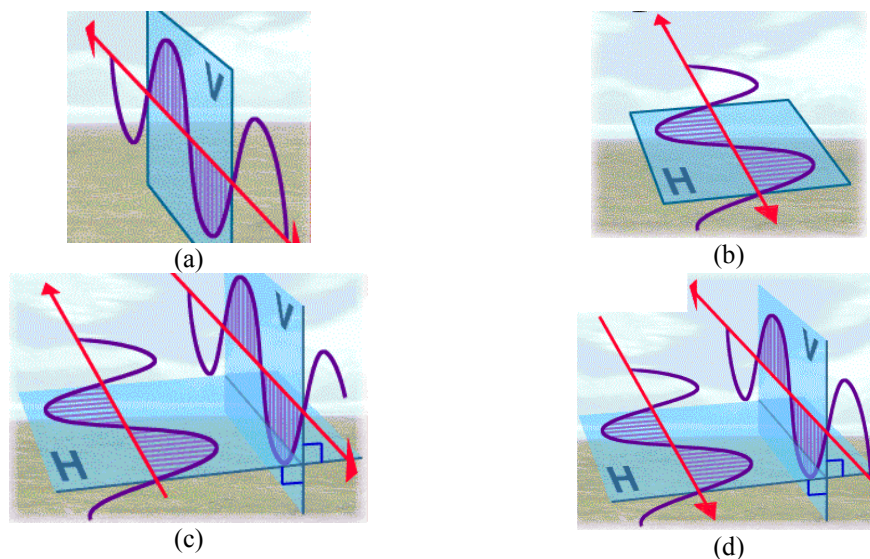


Figure 2.1: Configurations des polarisations : parallèles (a) et (b); croisées (c) et (d)
(source: http://earth.esa.int/applications/data_util/SARDOCS/spaceborne/Radar_Courses)

2.1.3 Position du faisceau

Tout radar imageur est un balayeur, le balayage étant obtenu par le déplacement du front d'ondes émises (balayage temporel). Plus particulièrement, une impulsion micro-ondes d'une très courte durée (microsecondes) est générée par le radar et concentrée par l'antenne à l'intérieur d'un faisceau (lobe principal de l'antenne). Tel qu'illustré par la figure 2.2, l'empreinte au sol du faisceau constitue une ligne de balayage (fauchée). L'antenne est de forme rectangulaire avec sa plus grande dimension parallèle à la trajectoire du satellite. Selon la théorie de diffraction des ondes, l'ouverture angulaire du faisceau dans une direction donnée est proportionnelle à la longueur d'onde utilisée et inversement proportionnelle à la dimension de l'antenne dans cette direction. Ainsi en prenant comme exemple le RSO de RADARSAT-2, dont l'antenne mesure 15 m x 1,5 m, opérant à 1000 km du terrain (portée médiale), la longueur de la fauchée serait de l'ordre de 40 km tandis que sa largeur, de l'ordre de 4 km (figure 2.2).

Le front d'onde se propage à la vitesse de la lumière et après un très court laps de temps atteint les objets sur la surface terrestre les plus rapprochés au radar (portée proximale) et successivement les objets de plus en plus éloignés jusqu'à la fin de la fauchée (portée

distale). Les objets réagissent au rayonnement incident et en réfléchissent une partie vers le radar (écho). Le temps de réception des échos après l'émission de l'impulsion radar constitue la base de la définition de la position d'un objet quelconque le long de la fauchée (distance objet-radar ou portée oblique). L'autre dimension de l'image est créée par la juxtaposition des lignes de balayage après traitement post-acquisition comme il le sera question dans la sous-section suivante.

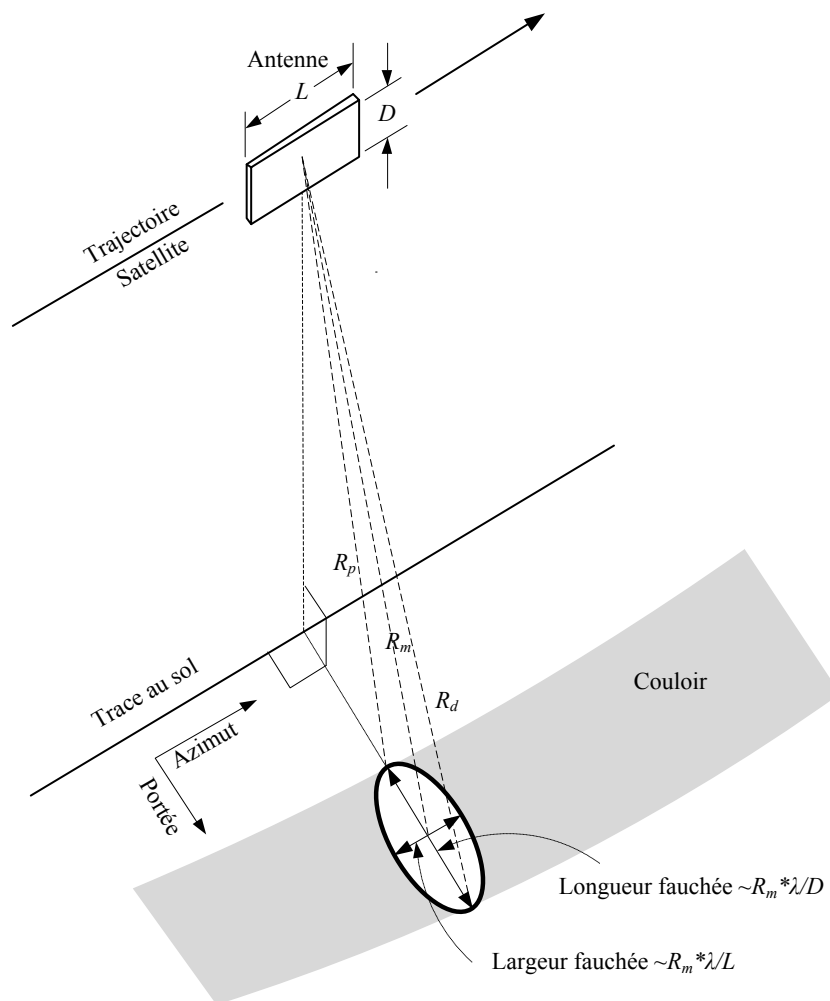


Figure 2.2 : Acquisition des données ROS en mode zonal («stripmap»).

Depuis RADARSAT-1, les RSO mis en orbite offrent la possibilité de modifier par télécommande (électroniquement) la position du faisceau. Dans le cas d'un mode d'acquisition standard (mode zonal ou «stripmap») la fauchée demeure perpendiculaire à la trace au sol du satellite (figure 2.2). Cette dernière, à cause du type héliosynchrone de

l'orbite, est à nos latitudes à une dizaine de degrés environ à l'est du méridien d'un lieu quelconque (orbite descendante) ou à ouest de ce méridien (orbite ascendante). Une image quelconque est acquise avec le faisceau à position fixe. Dépendant de la résolution recherchée ainsi que du nombre de canaux de polarisation à générer, la position du faisceau peut varier à l'intérieur d'un intervalle d'angles plus ou moins restreint, entre une vingtaine et une trentaine de degrés. Il existe d'autres modes d'acquisition que le mode zonal comme le ScanSar, où la position du faisceau change pendant l'acquisition des données afin de couvrir un plus grand couloir, ou le mode dit «Spotlight» où la position du faisceau varie dans la direction azimutale afin d'augmenter la résolution des images couvrant un couloir très restreint. Seul le mode zonal nous a intéressés dans cette étude.

La figure 2.3 montre les possibilités de positionnement du faisceau dans le cas de RADARSAT-2 avec des visées à l'est («left-looking») comme à l'ouest («right-looking») de sa trajectoire de vol. Parmi les données en mode d'acquisition zonal, les images acquises selon les modes du faisceau indiqués sur cette figure «fin» et «ultrafin» seront étudiés. Le tableau 2.2 montre les caractéristiques des images qui seront utilisées dans cette étude (voir chapitre 7) acquises par RADARSAT-1 (mode fin) et RADARSAT-2 (mode fin, mode fin polarimétrique, et ultrafin). Il est à noter que selon la terminologie courante la position du faisceau est spécifiée en termes d'angle d'incidence du rayonnement, i.e. l'angle formé entre la direction de la portée et la verticale des lieux (supposés sans relief). Les autres termes du tableau 2.2 ayant rapport à la résolution et le nombre de «vues» seront expliqués brièvement dans la sous-section suivante. Pour des explications détaillées des différents modes d'acquisition et des caractéristiques des données offertes par RADARSAT-1 et RADARSAT-2 le lecteur peut consulter respectivement RADARSAT Data Products Specifications (2000) et RADARSAT-2 Products description (2009) de MDA.

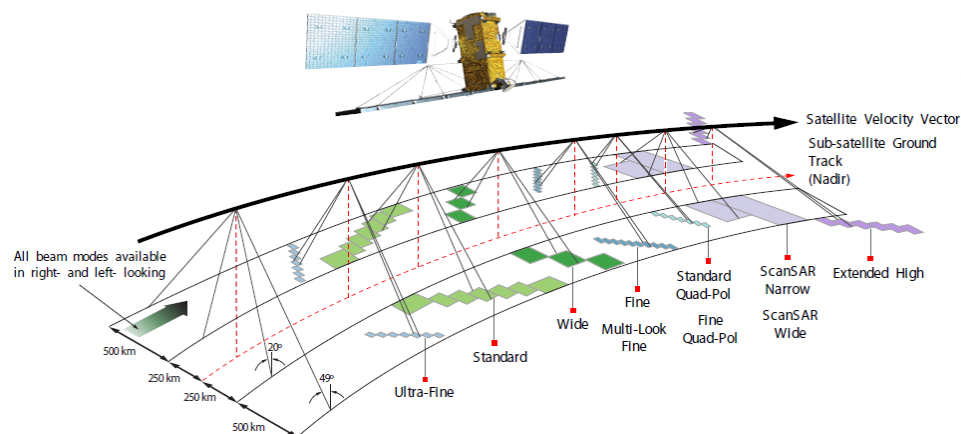


Figure 2.3 : RADARSAT-2 et ses possibilités de positionnement du faisceau.

Tableau 2.2 : Caractéristiques des images RADARSAT qui seront utilisées dans cette étude.

Mode du faisceau	Intervalle approximatif d'angles d'incidence	Longueur de la fauchée (nominale)	Résolution Approximative : Portée au sol x azimuth	Espacement inter-pixels	Nombre de vues (portée x azimuth)
Fin (simple ou double polarisation sélective)	36-48	50 km	10 x 9 m	4.7m – 5.1m	1 x 1
Fin polarimétrique (quadruple polarisation)	30-41	25 km	11 x 9 m	4.7m – 5.1m	1 x 1
Ultrafin (simple polarisation sélective)	20-49	20 km	3 x 3 m	1.3m – 2.1 m	1 x 1

2.1.4 Résolutions

Résolution en portée

La résolution des images dans la direction de portée oblique (figure 2.2) est fonction de la capacité du radar de distinguer pendant son échantillonnage les signaux provenant des objets rapprochés (figure 2.4). L'intervalle de temps entre deux échantillons successifs ne peut être inférieur à la durée d'une impulsion. Ainsi la résolution limite atteignable par le RSO dans la direction transversale peut être exprimée comme suit :

$$\delta_r = \frac{c \tau}{2} \quad [2.1]$$

où δ_r est la différence minimale des portées obliques des deux objets rapprochés pour que leurs échos soient distingués au niveau du radar, c la vitesse de la lumière, et τ la durée de l'impulsion. Le facteur 2 au dénominateur tient compte du fait que le temps de mesure d'un écho quelconque correspond au trajet aller-retour du rayonnement. Cette résolution peut s'exprimer en différence minimale des distances des objets par rapport au point nadir ou portée au sol (figure 2.2) en divisant par le sinus de l'angle d'incidence du rayonnement.

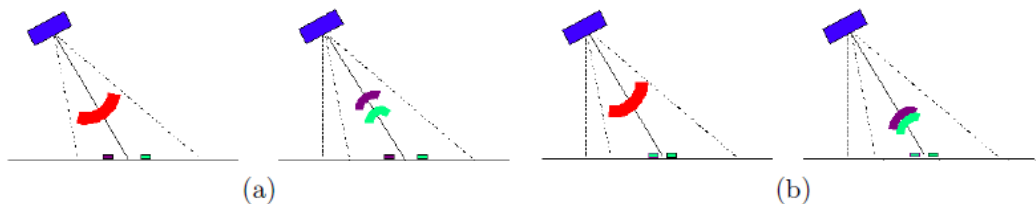


Figure 2.4 : Mécanisme d'éclairage de la scène en portée. (a) Les deux objets se distinguent comme des objets séparés car le temps de réception de leur écho est distinct selon la résolution de mesure du temps du capteur; (b) Les deux objets sont confondus car le temps de réception de leur écho est en deçà de la résolution de mesure du temps du capteur.

La résolution transversale est donc indépendante de la longueur d'onde et de l'altitude de vol de la plateforme. Pour obtenir une résolution fine il faut donc diminuer la durée de l'impulsion. Pour la plupart des capteurs il n'est tout simplement pas possible d'avoir des résolutions plus fines que 20 m, τ ayant atteint pratiquement sa limite. Par contre en émettant une impulsion de relativement longue durée mais en modulant la fréquence de l'onde émise autour de la fréquence porteuse («chirp») on peut augmenter substantiellement la résolution en portée du capteur malgré la plus longue durée de l'impulsion. Une cible d'une dimension équivalente à la résolution souhaitée produit ainsi une série des signaux avec des fréquences légèrement différentes que le radar est capable de distinguer et conserver. Le traitement post-acquisition pour l'obtention de la résolution souhaitée est appelée compression en portée.

Résolution en azimuth

Tel qu'indiqué par la figure 2.2, la largeur d'une ligne de balayage est de quelques kilomètres. Le RSO tire profit de cette largeur de lignes de balayage pour simuler des antennes virtuelles de longueur équivalente à la largeur de la fauchée et ainsi obtenir des images à résolution fine dans la direction azimuthale. D'une façon simplifiée nous pouvons décrire cette synthèse d'ouverture comme suit. Les impulsions sont émises avec une grande fréquence de répétition, plus d'un millier d'impulsions par seconde, il y aura donc autant des lignes de balayées par seconde que la fréquence de répétition d'impulsions (FRI). Les lignes de balayage successives ont ainsi un fort recouvrement. À la vitesse du satellite (7 km/sec) et en supposant une FRI de 1500, environ 5 m au sol séparent deux lignes de balayage successives. La même portion du terrain de 5 m de largeur, ce qui constitue dans cette exemple la résolution en azimuth du RSO, situé à une portée quelconque du radar est donc observé 1500 fois mais avec une position relative au radar légèrement différente d'une ligne de balayage à l'autre. Ceci se traduit par une légère différence de la fréquence des signaux reçus du même objet, par rapport à la fréquence d'émission, d'une ligne de balayage à l'autre (effet Doppler). Le RSO est doté d'un dispositif capable de distinguer des signaux provenant des objets situés à la même portée mais dont la fréquence Doppler est différente. Ainsi par ligne de balayage il y a création d'une matrice de signaux, les colonnes de cette matrice comprennent les portions du territoire résolues en portée tandis que les lignes, les portions du territoire résolues selon leur fréquence Doppler. En fait, cette structure de la matrice est plus complexe si l'on compte qu'en portée oblique on utilise la technique de modulation de fréquence pour accroître la résolution dans cette direction. Lors du traitement post-acquisition (compression en azimuth) les signaux provenant du même objet dans les lignes de balayage successives sont reconnus et utilisés pour reconstituer son «image». L'objet se trouve maintenant à une nouvelle ligne de balayage là où sa fréquence Doppler était zéro. On peut prouver que la largeur de cette nouvelle ligne de balayage est égale à la limite :

$$\delta_a = \frac{L}{2} \quad [2.2]$$

où L est la longueur de l'antenne (figure 2.2).

2.2 Formation des images RSO

Les RSO mesurent l'amplitude des deux composantes d'une onde monochromatique, celle en phase (I) et celle en quadrature de phase (Q). Ainsi après les compressions en portée et en azimuth deux matrices sont générées par canal de polarisation. Ces deux matrices constituent les données radar dits en format «*Single Look Complexe*». La géométrie d'origine (portée oblique-zéro Doppler) est maintenue. Nous pouvons utiliser ces deux matrices pour générer des images de l'amplitude (ou de la puissance) du signal ainsi que de la phase des ondes :

$$Amplitude = \sqrt{I^2 + Q^2} \quad [2.3]$$

$$Puissance = I^2 + Q^2 \quad [2.4]$$

$$Phase = \arctan\left(\frac{I}{Q}\right) \quad [2.5]$$

Le terme *simple vue* (single look) signifie que toute la longueur de l'antenne de synthèse est utilisée. Tandis que le terme multi-vues (multi-look) fait référence au découpage de la longueur totale de l'antenne de synthèse à des parties égales (ex. un tiers ou un quart) et la génération de plusieurs images distinctes (vues) de la même scène. En faisant la moyenne de toutes les vues on obtient une image finale avec une résolution plus grossière mais avec le bruit du chatoiement (voir plus loin) passablement réduit.

Dans le cas où il y a production d'images RSO à proprement dit (produits détectés) comme celles utilisées dans cette recherche, les données sont rééchantillonnées en créant des images selon la géométrie portée au sol – azimuth avec un pixel carré. On parle alors de l'espacement inter-pixels plutôt que de la résolution des images.

2.3 Chaîne de traitement des données RSO

Les étapes de traitement du signal radar brut enregistré par le capteur pour l'obtention des images vont de la compression aux corrections radiométriques et géométriques en passant par les traitements de synthèse d'ouverture (figures 2.5 et 2.6). Il est à noter que lors du

traitement de signaux brutes différentes corrections peuvent être appliquées dont la principale dans le cas des données satellitaires est la correction de la migration en portée. En effet les signaux provenant du même objet ne se trouvent exactement pas à la même colonne des matrices de signaux d'une ligne de balayage brute à l'autre à cause de la rotation de la Terre pendant l'acquisition de données (figure 2.6).

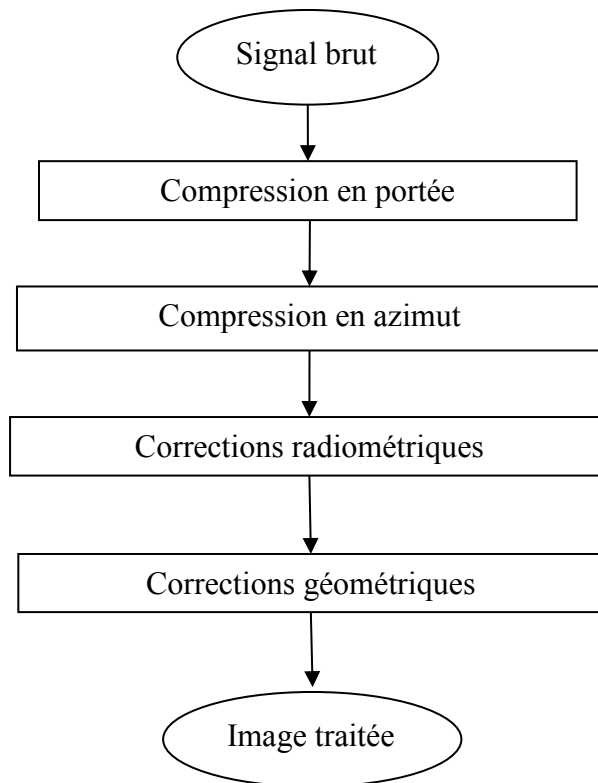
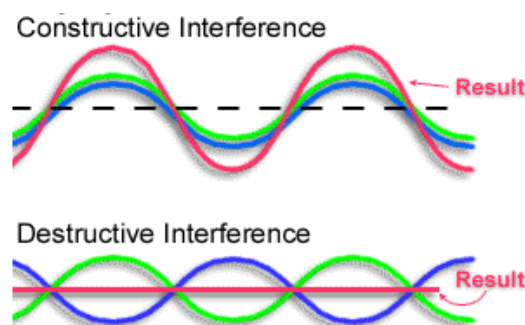


Figure 2.5 : Chaîne de traitement du signal RSO.

Où P_r et P_e sont respectivement la puissance du signal reçu et celle du signal émis; G est le gain de l'antenne, un facteur qui décrit la baisse de la puissance émise du centre du lobe principal de l'antenne vers ses extrémités (patron de l'antenne); λ est la longueur d'onde et R est la portée du radar. Dans cette équation, le coefficient σ exprime la capacité de la cible de diffuser le rayonnement incident vers le radar. Ce coefficient, appelé section efficace radar (SER ou RCS de l'anglais radar cross section) est exprimé en unités de surface de la section géométrique d'une sphère parfaitement conductrice (diffuseur isotrope) qui placée sous les mêmes conditions que la cible envoie exactement vers le radar la même puissance que la cible réelle. Dans le cas de la télédétection on l'emploie pour caractériser des cibles isolées (cibles ponctuelles) dont le signal domine à l'intérieur d'un élément de résolution. Nous verrons dans le chapitre 7 quelques modèles de calcul de σ en fonction des objets urbains comme les bâtiments. Dans la plupart de cas à l'intérieur d'une cellule de résolution radar nous retrouvons plusieurs diffuseurs (cibles distribuées) et ainsi on préfère utiliser le coefficient de rétrodiffusion, σ^0 , qui représente une sorte de moyenne des sections efficaces des diffuseurs élémentaires pondérée par la surface occupée par chacun. C'est une quantité adimensionnelle, l'équivalent de la réflectance directionnelle dans la partie optique du spectre. Ulaby et Dobson (1989) ont échantillonné pour les matériaux d'occupation du sol les plus communs les valeurs de σ^0 . Cependant il est illusoire de chercher directement la valeur de σ^0 sur une image en raison du fait que la relation [2.6] est influencée par d'autres phénomènes comme le chatoiement.

En effet, une surface homogène n'apparaît que très rarement uniforme sur une image radar. Celle-ci est plutôt composée de pixels dont les valeurs sont plus ou moins dispersées. Il s'agit du phénomène de chatoiement. Le chatoiement résulte des interférences entre les ondes réfléchies par tous les diffuseurs élémentaires à l'intérieur de la cellule de résolution. Comme ce sont des ondes cohérentes leur relation de phase dictera la nature de l'interférence : destructive ou constructive (figure 2.7). Dans le cas d'une interférence constructive l'amplitude de l'onde captée sera plus grande que la somme des amplitudes des ondes individuelles et dans le cas contraire, elle le sera moindre. Comme d'un élément de résolution à l'autre les diffuseurs élémentaires ne sont

pas distribués exactement de la même façon, les signaux captés au-dessus d'une région quelconque varieront d'une façon aléatoire. Si le nombre de diffuseurs élémentaires est suffisamment grand (chatoiement développé) le chatoiement est considéré comme un bruit multiplicatif. Des détails sur la description statistique du chatoiement sont donnés, entre autres, par Ulaby et al. (1986a). Comme nous le verrons plus loin le chatoiement est en partie responsable des apparences texturales sur les images radar. Dans bien de traitements d'images radar, il faut s'attaquer au prime abord à ce phénomène dont l'élimination a suscité bien de techniques de filtrage. Ce phénomène est très accentué au niveau des images constituées d'une seule vue tandis que celles disposant de plusieurs vues, le voient s'atténuer en fonction du nombre de vues.



CCRS/CCT 2008

Figure 2.7 : Phénomène de chatoiement engendré par des interférences constructives et destructives.

2.5 Caractéristiques géométriques des images

En raison d'une part de la vision latérale du radar imageur (perspective oblique) et d'autre part du fait de l'utilisation du temps aller-retour du signal pour positionner un objet le long de la fauchée, les images radar présentent des déformations géométriques uniques. Pour un terrain plat l'échelle de l'image est plus petite à une portée proximale qu'à une portée distale. C'est pourquoi il y a préférence d'uniformiser l'échelle en ramenant l'image à une géométrie portée au sol-azimut pour les produits détectés comme il a été question précédemment. Cependant les déformations les plus particulières s'observent lorsque le terrain est accidenté et/ou des objets surélevés s'y trouvent

(bâtiments, pylônes électriques, etc.). Ces déformations ont pour nom raccourcissement, repliement, et dilatation.

Le raccourcissement s'observe sur les versants faisant face au radar et dont la pente locale est relativement faible et inférieure à l'angle d'incidence (figure 2.8a). À la limite tout le versant peut apparaître comme un seul point sur une image. Le raccourcissement se traduit par une radiométrie élevée en raison de la contraction des distances.

Le repliement (ou inversion) s'observe toujours sur les versants faisant face au radar mais dont la pente est supérieure à l'angle d'incidence. Le sommet du versant est alors plus proche du radar que son pied. Le versant apparaît donc inversé sur l'image en portée oblique. Puisque plusieurs objets contribuent en même temps que le sommet au signal de retour, la radiométrie sera élevée (figure 2.8b).

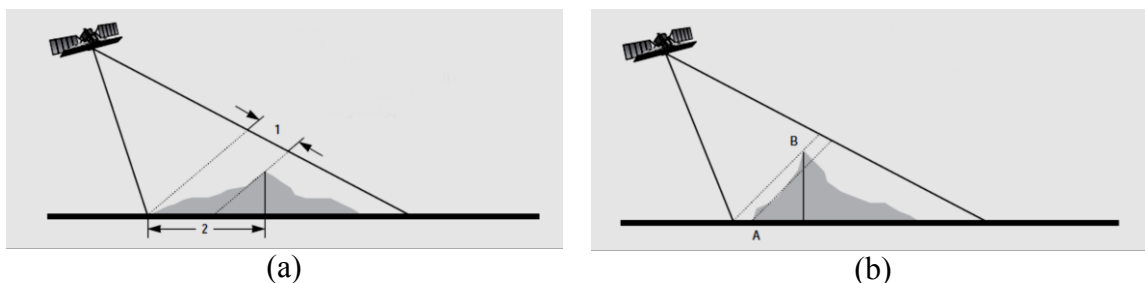


Figure 2.8 : (a) Raccourcissement du versant : la distance horizontale (2) apparaît plus courte sur une image radar en portée oblique (1). (b) Repliement du versant : le sommet B du versant est vu par le radar avant son pied A. (source : RSI, 1996).

La dilatation s'observe sur les versants de dos au radar. Contrairement au raccourcissement la distance horizontale entre le sommet et le pied du versant apparaîtra plus longue sur une image radar en portée oblique. À la limite le versant de dos au radar peut ne recevoir du rayonnement et donc n'enverra aucun signal de retour (zone d'ombre radar).

D'où la nécessité de prétraitement afin de convertir l'image en géométrie réelle. Pour ce faire, l'image est reprojetée à l'aide d'un modèle numérique de terrain, colonne par

colonne afin de tenir compte des angles d'incidence locaux (Schreier, 1993). Cependant d'un point de vue radiométrique fort raccourcissements et repliements signifient perte d'information sur les objets se trouvant sur des versants faisant face au radar.

Il est à noter que toutes ces déformations s'observent, bien sûr à une échelle locale, en milieu urbain comprenant une foule d'objets surélevés tels les bâtiments et les pylônes électriques.

Chapitre 3- Caractéristiques de rétrodiffusion des objets urbains

Lorsque le rayonnement radar atteint la surface terrestre il crée des courants électriques (conduction ou déplacement) qui sont à l'origine du rayonnement micro-ondes réémis par la surface dans l'espace ambiant à des degrés et des directions différents (Moore, 1978). La capacité de la surface de renvoyer du rayonnement en direction du radar, décrite par le coefficient de rétrodiffusion, dépend d'une foule de paramètres (adapté de Simonett et Davis, 1983) :

$$\sigma^0 = f(\lambda, \theta, P; \epsilon, \delta, \Gamma, T) \quad [3.1]$$

Dans cette expression λ , θ , et P sont les paramètres d'opération du radar, respectivement, la longueur d'onde, l'angle d'incidence et la polarisation. Les autres paramètres représentent les caractéristiques électriques et géométriques de la surface visée. Plus particulièrement ϵ est la constante diélectrique complexe du matériau de surface, Γ est la rugosité à une micro-échelle de la couche limite air-surface, δ est la profondeur de pénétration de l'onde dans le matériau, et T représente la topographie de surface.

Le but de ce chapitre est de présenter quelques notes abrégées sur l'influence des paramètres de terrain utiles à la compréhension des informations présentées dans les chapitres suivants. Pour un traitement détaillé des interactions rayonnement-terrain voir entre autres Raney (1998), Lewis et Henderson (1998), Ulaby et al. (1986a).

3.1 Le rôle de la constante diélectrique complexe

La constante diélectrique (ou permittivité) complexe (ϵ), souvent exprimée en termes relatifs par rapport à la permittivité du vide, consiste en une partie réelle (ϵ'), appelée permittivité ou constante diélectrique (relative), ainsi qu'en une partie imaginaire (ϵ''), appelée facteur de pertes diélectriques :

$$\epsilon = \epsilon' - j\epsilon''; j = \sqrt{-1} \quad [3.2]$$

Le ratio entre facteur de pertes et constante diélectrique (ou tangente de pertes) permet de classer les matériaux en deux catégories générales : les bons conducteurs d'électricité (tangente de pertes $\gg 1$) et les isolants (tangente de pertes $\ll 1$). Les métaux sont de bons conducteurs, l'eau agit comme un relativement bon conducteur dans les micro-ondes tandis que la plupart d'autres matériaux communément rencontrés dans un milieu urbain (sols, végétaux, béton, asphalte, verre, etc.) sont des matériaux isolants (diélectriques).

Les matériaux qui émergent en ville sont pour la plupart ceux utilisés pour la construction du bâti - notamment les toits - et ceux couvrant les rues. On peut citer entre autres, les diverses formes de béton, les tuiles (terre cuite, béton, émaillées, bitume (asphalte), ardoises, ferblanterie, etc.). Certaines constructions, souvent de type industriel, ont des toitures et même leurs façades couvertes de matériaux métalliques. Quelques exemples de matériaux de parement présents dans le cas de Montréal sont illustrés à la figure 3.1. La constante diélectrique complexe n'est pas seulement fonction de la composition du matériau mais aussi de la fréquence du rayonnement (particulièrement sa partie imaginaire) mais aussi d'autres facteurs environnementaux comme la température, la présence de l'eau ou de la glace, etc. Plusieurs publications présentent des valeurs surtout de la constante diélectrique de ces types de matériaux et parfois du facteur de perte. Certaines publications présentent aussi la tangente des pertes le plus souvent sous la forme d'une autre quantité, la conductivité électrique (aptitude d'un matériau à laisser passer un courant électrique). Quelques valeurs indicatives glanées dans ces publications sont données dans le tableau 3.1. À des fins de comparaison nous avons inclus aussi l'eau et la glace ainsi que les sols. En règle générale, la constante diélectrique est un paramètre difficile à mesurer en laboratoire et à prévoir selon les conditions réelles d'acquisition de données. Pour des détails sur les mesures et les modèles de la constante diélectrique dans les micro-ondes pour différents types de matériaux en milieu naturel voir par exemple Ulaby et al. (1986a; volume III, annexe E).

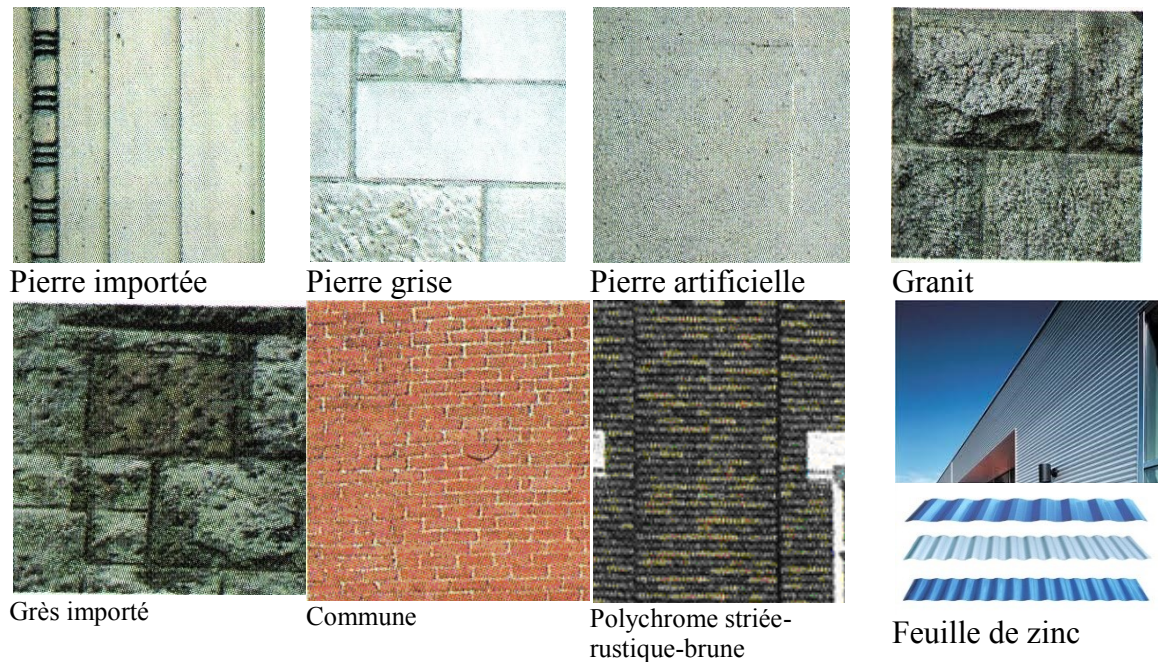


Figure 3.1 : Matériaux de parement communément caractéristique de Montréal (Benoît, 1991).

Tandis que la constante diélectrique relative est reliée à la réflectivité des matériaux, le facteur des pertes est relié à l'absorptivité du rayonnement par le matériau. En suivant les principes de la physique-optique nous pouvons décrire ce qui se passe à l'interface entre l'air, où se propage le rayonnement radar, et un matériau de surface par les équations de Fresnel. Ces équations relient les amplitudes et les phases des ondes réfléchies dans l'espace ambiant et transmises (après réfraction) à l'intérieur du matériau à celles de l'onde incidente (Lorrain et Corson, 1979). Dans ces équations on tient compte de la polarisation du rayonnement et de son angle d'incidence ainsi que de la différence entre les propriétés électriques de l'air et du matériau représentées par le rapport entre leurs indices de réfraction respectives. L'indice de réfraction est relié à la constante diélectrique complexe par la relation suivante (Ulaby et al. 1986a) :

$$n = \epsilon^2 \quad [3.3]$$

Pour les matériaux diélectriques on peut écrire en première approximation :

$$n = \sqrt{\epsilon'} \quad [3.4]$$

Tableau 3.1 : Constantes diélectriques des matériaux utilisés dans le bâti.

Matériau	Longueur d'onde (cm)	Contenu en eau (%)	ϵ'	ϵ''	Conductivité (S/m)	Source
Eau de mer à 20 C	3,2		65		16	Anonyme
Glace pure à 0 C	3		3.17		10^{-3}	Anonyme
Sable ou argile	3	Sec (0) Moyennement humide (2-4) Très humide (~ 20)	2.5 8 ~ 19		10^{-3} à 10^{-4} 10^{-2} à 10^{-3} 7 à 0.01	Anonyme
Sol	Non spécifiée	Moyennement humide	12	3		Dong (1997)
Quartz	10 3		3.8 3.8		6×10^{-5} 2×10^{-4}	Anonyme
Feldspath	10 3		5.8 5.4		6×10^{-4} à 4×10^{-3} 4×10^{-3} à 2×10^{-2}	Anonyme
Béton	3		6.5		0.83	Anonyme
Béton	3,3	Plutôt sec	~ 6	~ 0.4		Stavrou et Saunders (2003)
Béton	Non spécifiée	Sec	6	0.5		Dong (1997)
Béton léger	3,3	Plutôt sec	~ 2,5	~ 0.5		Stavrou et Saunders (2003)
Asphalte	3		4.3		0.055	Stavrou et Saunders (2003)
Briques	3,6		4.62		0.0174	Stavrou et Saunders (2003)
Briques	8	Sèches (0) Très humides (30%)	3.7 19		0.12 3.7	Stavrou et Saunders (2003)

Pour un matériau conducteur l'atténuation du signal transmis est forte et donc moindre est sa pénétration (ou profondeur de peau) dans la matière (quelques micromètres dans les micro-ondes). Le coefficient de rétrodiffusion (la fraction de la puissance réfléchi sur la puissance incidente) approche l'unité. Dans le cas des matériaux diélectriques au contraire l'atténuation de l'onde transmise n'est pas aussi importante que dans le cas des conducteurs et la pénétration dans la matière est plus grande. La profondeur de pénétration dépend de la longueur d'onde du rayonnement (Lewis et al., 1998). Pour les

matériaux diélectriques, selon les équations de Fresnel si la polarisation de l'onde incidente est verticale il y a un angle d'incidence pour lequel il n'y a pas de rétrodiffusion (transmission totale), c'est l'angle de Brewster qui se situe aux alentours de 60^0 (Dong et al. 1997).

Dans le cas des diélectriques, compte tenu de la constante diélectrique de l'air qui est proche de 1, le rapport entre indices de réfraction à l'interface air-matériau ne dépend que de la constante diélectrique du matériau (Équation 3.4). Ainsi plus cette constante est grande, plus leur réflectivité augmente. La présence de l'eau dans les diélectriques augmentera leur conductivité (tableau 3.1) et donc diminuera le degré de pénétration. Comme la constante diélectrique de l'eau est élevée, la réflectivité des diélectriques sera augmentée. Pour des diélectriques plutôt secs l'onde transmise peut sous certaines conditions (par ex. présence d'un matériau avec une constante diélectrique différente) être réfléchi et atteindre la surface. Il se produit alors un signal autre que celui généré initialement à la surface. On parle alors d'une réflexion de volume.

3.2 Le rôle de la rugosité de surface

Toutes ces explications concernant la réflectivité de surface s'appliquent à des surfaces des matériaux sans aspérités. La notion de l'aspérité d'une surface est relative à la longueur d'onde du rayonnement. Si la hauteur moyenne des aspérités est moindre que le dixième de la longueur d'onde environ, la surface est considérée lisse (sans aspérités). Certains critères empiriques sont souvent appliqués pour définir le caractère rugueux ou non des surfaces selon la longueur d'onde du rayonnement et l'angle d'incidence du faisceau (voir par exemple, Raney, 1998). Dans le cas de RADARSAT avec sa longueur d'onde de l'ordre de 5,6 cm et pour les angles d'incidence d'intérêt dans cette recherche (20^0 à 50^0) la plupart des surfaces apparaissent plutôt rugueuses incluant les bâtiments avec des toitures ondulées ou avec leurs murs couverts de pierres. Cependant plusieurs matériaux de parement ou de recouvrement des routes se comportent plutôt comme des corps lisses en raison des aspérités de leur surface souvent inférieures au millimètre.

Selon les équations de Fresnel les surfaces lisses (peu importe le type de matériau) concentrent le rayonnement réfléchi à une seule direction (réflexion spéculaire) à l'opposé de la direction d'incidence. La rugosité de la surface crée les conditions des réflexions multiples entre les micro-facettes de surface et ainsi le rayonnement peut être réfléchi dans n'importe quelle direction dans l'espace ambiant (réflexion diffuse). La figure 3.2 illustre la distribution du rayonnement réfléchi dans le plan d'incidence pour deux surfaces : une avec des aspérités faibles et une seconde avec des aspérités fortes vis-à-vis la longueur d'onde. Dans le cas de la première, le caractère spéculaire de la réflexion domine, tandis que dans le deuxième cas, c'est le caractère diffus de la réflexion qui domine. Traduit en termes de tonalité sur une image radar, une surface horizontale peu rugueuse générera un signal faible et donc une tonalité sombre excepté pour des angles d'incidence faibles ($<30^0$) et en polarisation parallèle. En polarisation croisée ces surfaces ne génèrent pas un signal de retour significatif. Dans le cas d'une rugosité accentuée et en polarisation parallèle, la probabilité de capter un signal fort est élevée aussi à des angles d'incidence faibles. Pour des angles d'incidence entre 30^0 et 50^0 la probabilité est élevée lorsqu'on approche les conditions d'une diffusion de Bragg. Ces conditions sont que la hauteur des aspérités de surface dans la direction de portée varie d'une façon régulière avec un pas horizontal égal à : $\frac{\lambda}{2 \sin \theta}$. Dans le cas d'une polarisation croisée le signal de retour résulte des réflexions multiples et demeure pratiquement constant pour les angles d'incidence d'intérêt. La présence de l'eau dans le cas d'une surface rugueuse accentuera la réflectivité des micro-facettes et ainsi le signal de retour sera plus fort que dans le cas d'un milieu sec. Pour une surface peu rugueuse, la présence de l'eau au contraire accentuera le caractère spéculaire et donc diminuera la puissance du signal de retour (Raney, 1998).

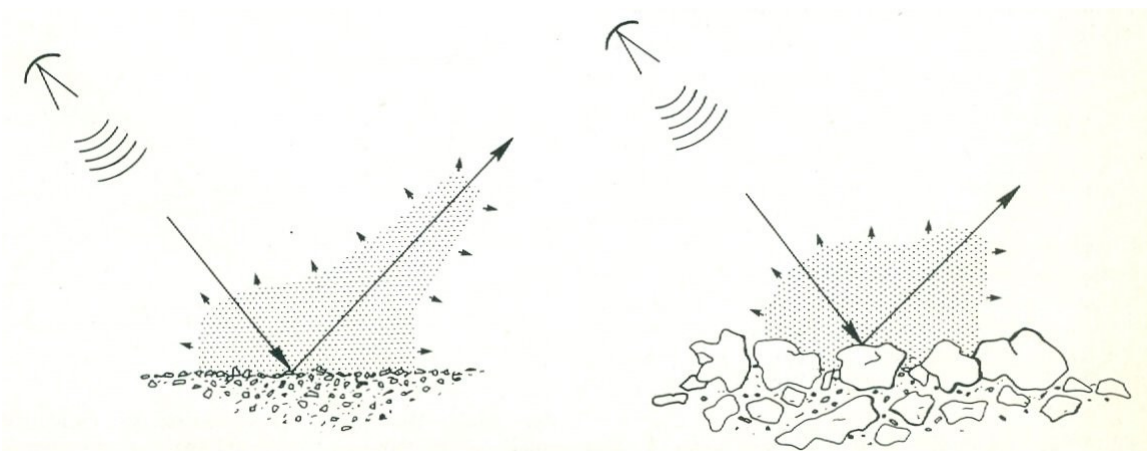


Figure 3.2 : Distribution du rayonnement réfléchi par une surface peu rugueuse (a) et rugueuse (b). (source : Simonett et Davis 1983)

Il est à noter que les signaux de retour en polarisation parallèle sont généralement beaucoup plus forts que ceux en polarisation croisée (de 10 dB à 15 dB et même davantage). Fung et Ulaby (1983) présentent une discussion détaillée des principaux mécanismes de rétrodiffusion dans le cas des différentes surfaces naturelles.

3.3 Le rôle de la topographie de surface

Nos explications jusqu'ici concernaient les surfaces horizontales. L'inclinaison des surfaces et leur orientation vis-à-vis le plan d'illumination du radar joue aussi un rôle important. On comprend aisément que pour un terrain faisant face au radar plus sa pente est forte plus la composante spéculaire du rayonnement diffusé approche la direction de visée du radar et donc un signal très fort parvient au radar. Il ne faut pas perdre de vue ici que les phénomènes de repliement et d'inversion des pentes accentuent davantage la force du signal reçu par ce type de terrain. Pour un terrain incliné à l'opposé du radar l'angle d'incidence croît avec comme conséquence la baisse significative du signal de retour. Les zones d'ombres radar (pas de signal de retour) sont courantes dans le cas des terrains accidentés.

3.4 Le rôle de la géométrie des objets

Un mécanisme de rétrodiffusion d'une grande importance pour les milieux urbains qui caractérise particulièrement les objets surélevés tels les bâtiments, les pylônes, et les arbres isolés est celui de la réflexion en coin. Ici les objets surélevés avec leur environnement immédiat forment des dièdres ou même des trièdres. Sous certaines conditions qui concernent les types de matériaux et l'orientation de cette structure géométrique par rapport au plan d'incidence du faisceau, le signal de retour peut être très intense. Il sera question plus loin des détails relatifs à ce mécanisme.

Chapitre 4- Contrastes radiométriques entre occupations du sol

Les occupations de sol peuvent être considérées en fonction des objets/matériaux dominants. On a ainsi des occupations de sol où les bâtiments sont un élément dominant. Celles-ci incluent les quartiers résidentiels, les zones industrielles, les complexes commerciaux, etc. La taille des bâtiments et leur arrangement ainsi que les matériaux utilisés présentent une certaine uniformité selon leur fonction (résidentielle, industrielle, etc.). Cependant l'aménagement extérieur peut être fort variable (pelouses, arbres, terrains de stationnements, amas des produits œuvrés, etc.). Les occupations où les bâtiments sont peu présents ou carrément absents comprennent les champs agricoles, cultivés ou abandonnées (en friche), surtout en périphérie des villes, des parcs et des grands espaces gazonnés comme les golfs, des cimetières et des terrains vacants. Il se peut aussi de retrouver des plans d'eau.

Plusieurs études portant sur les images RSO satellitaires en milieu urbain font état du comportement radiométrique des classes d'occupation de sol (par ex., Xia et Henderson 1997, Basly et al. 1998, Waydahl 2002, Karjalainen et al. 2003, Yonezawa et al. 2004, Fiset 2005 et Waydahl et Olsen 2005). Bien que certaines tendances se dégagent quant à la correspondance entre radiométrie et occupations de sol, il est difficile de généraliser car : a) les matériaux en usage et la structure des milieux urbains changent selon le contexte géographique et socioculturelle, b) les observations sont faites à partir d'images provenant des capteurs RSO avec des paramètres d'opération et de résolution variables sous des conditions environnementales variables, et c) le nombre d'études en milieu urbain est généralement faible. Cet état des faits se dégage clairement de la revue présentée par Xia et Henderson (1997) portant sur la compréhension des relations entre les paramètres d'opération d'un radar et les paramètres bio- et géo- physiques des milieux urbains.

Le but de ce chapitre est de présenter dans un premier temps les tendances observées ou anticipées selon des modèles quant au contraste en termes de rétrodiffusion des

différentes occupations du sol (section 4.1) et dans un second temps, une revue d'études de classification/segmentation des images radar basées principalement sur les tonalités des images radar (section 4.2).

4.1 Les tendances

4.1.1 Les plans d'eau

Les plans d'eau calme se caractérisent par une réponse généralement très faible (réflecteurs spéculaires) avec une faible variance et se différencient des autres occupations du sol (Basly et al., 1998). Cependant, plus les surfaces d'eau sont étendues et il y a présence de vent, plus leur distinction devient difficile, particulièrement en polarisation VV et lorsque l'angle d'incidence est à pic. La polarisation la moins affectée par les conditions de la surface de l'eau est la polarisation croisée. L'exemple de la figure 4.1 tirée d'une image ENVISAT de la région de Montréal montre la similarité de la réponse des surfaces d'eau avec les milieux terrestres en polarisation VV pour les conditions d'un vent de 11 km/h (données de station météorologique) et un angle d'incidence à pic (environ 19^0). La visibilité beaucoup plus nette des plans d'eau en polarisation croisée est évidente.

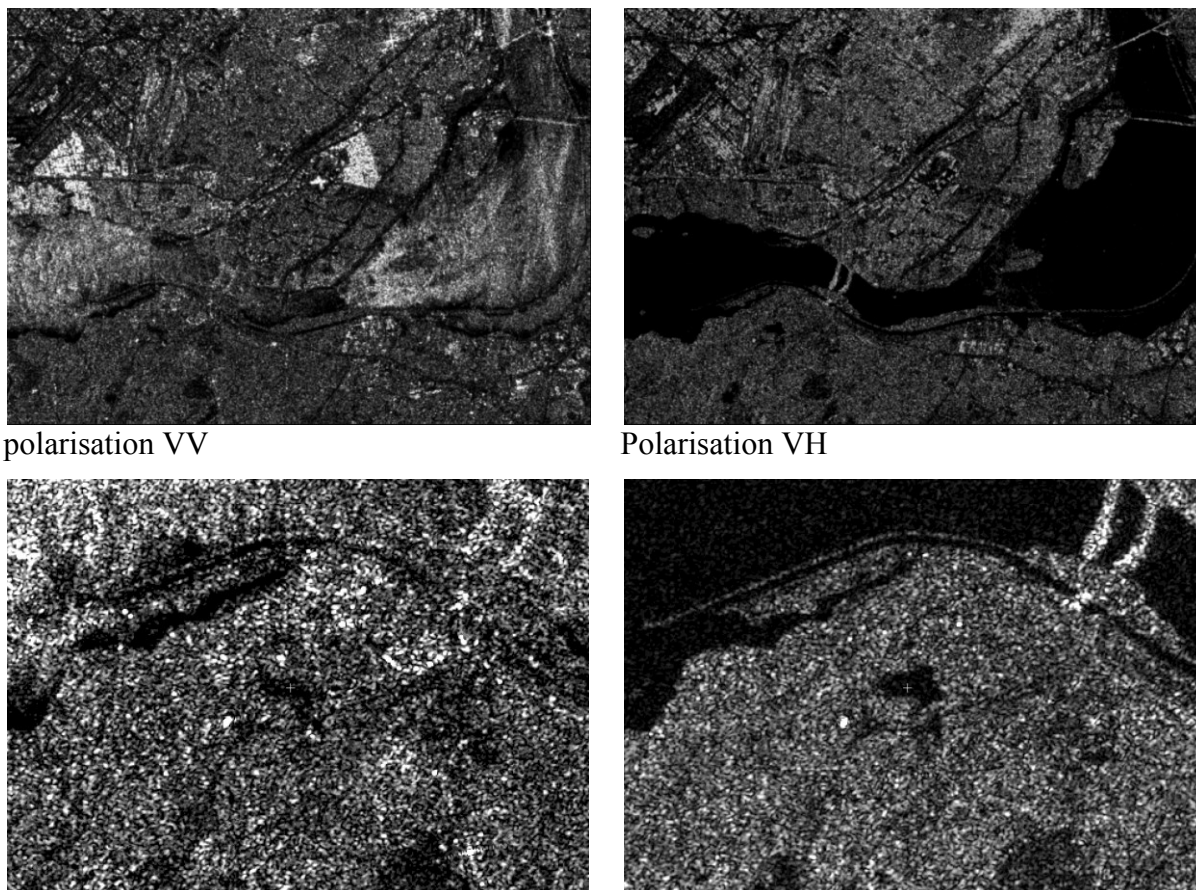


Figure 4.1 : Rétrodiffusion des surfaces d'eau agitées sur une image ENVISAT en double polarisation du 26 août 2004 (mode IS1; orbite ascendante) : rangée du haut aperçu générale d'une portion du fleuve Saint-Laurent au sud de Montréal; rangée du bas : agrandissement sur un petit lac à la rive sud de Montréal.

4.1.2 Les sols à nu et les surfaces couvertes par la végétation

La figure 4.2 montre les tendances générales anticipées (moyenne et écart type) de la rétrodiffusion des sols à nu et des surfaces couvertes par une végétation courte en bande C selon les modèles statistiques proposés par Ulaby et Dobson (1989). Les calculs respectent l'intervalle d'angle d'incidence de validité des modèles tel que suggéré par ces auteurs. Quelques conclusions peuvent être tirées de ces statistiques :

1. La polarisation HV se démarque nettement pour la plupart des angles d'incidence avec des coefficients de rétrodiffusion de 5 à 10 dB en moyenne plus bas que les polarisations parallèles;

2. Peu importe la polarisation, plus l'angle d'incidence devient grand, plus le coefficient de rétrodiffusion baisse et la démarcation entre configurations parallèles et croisées tend à s'estomper.
3. À de faibles angles d'incidence il y a possibilité de différencier les sols à nu des couverts végétaux surtout grâce à la polarisation croisée. Pour des angles plus prononcés cette distinction devient difficile compte tenu des écarts types et du rapprochement des moyennes en polarisation parallèle et croisée.

Quant aux surfaces boisées, s'il est clair que les troncs d'arbre ainsi que les grosses tiges sont opaques par rapport aux longueurs d'onde de l'ordre de 5 cm et que les feuilles prises individuellement sont transparentes, l'effet des houppiers (le feuillage) jouerait un rôle d'atténuation de l'éclairement radar. De ce fait des conséquences phénoménologiques liées à l'état végétatif de la plante de même que son espèce peuvent influencer la réponse du radar. Le caractère aléatoire de la disposition des feuilles et des branches serait à l'origine du caractère tantôt lisse, tantôt rugueux de la végétation. (Ferrazzoli et al., 1999; Xia et Henderson, 1997). Compte tenu de la plus grande contribution de la diffusion volumique on s'attend que les surfaces boisées aient une réponse plus forte que les surfaces couvertes de végétation courte, particulièrement en polarisation croisée.

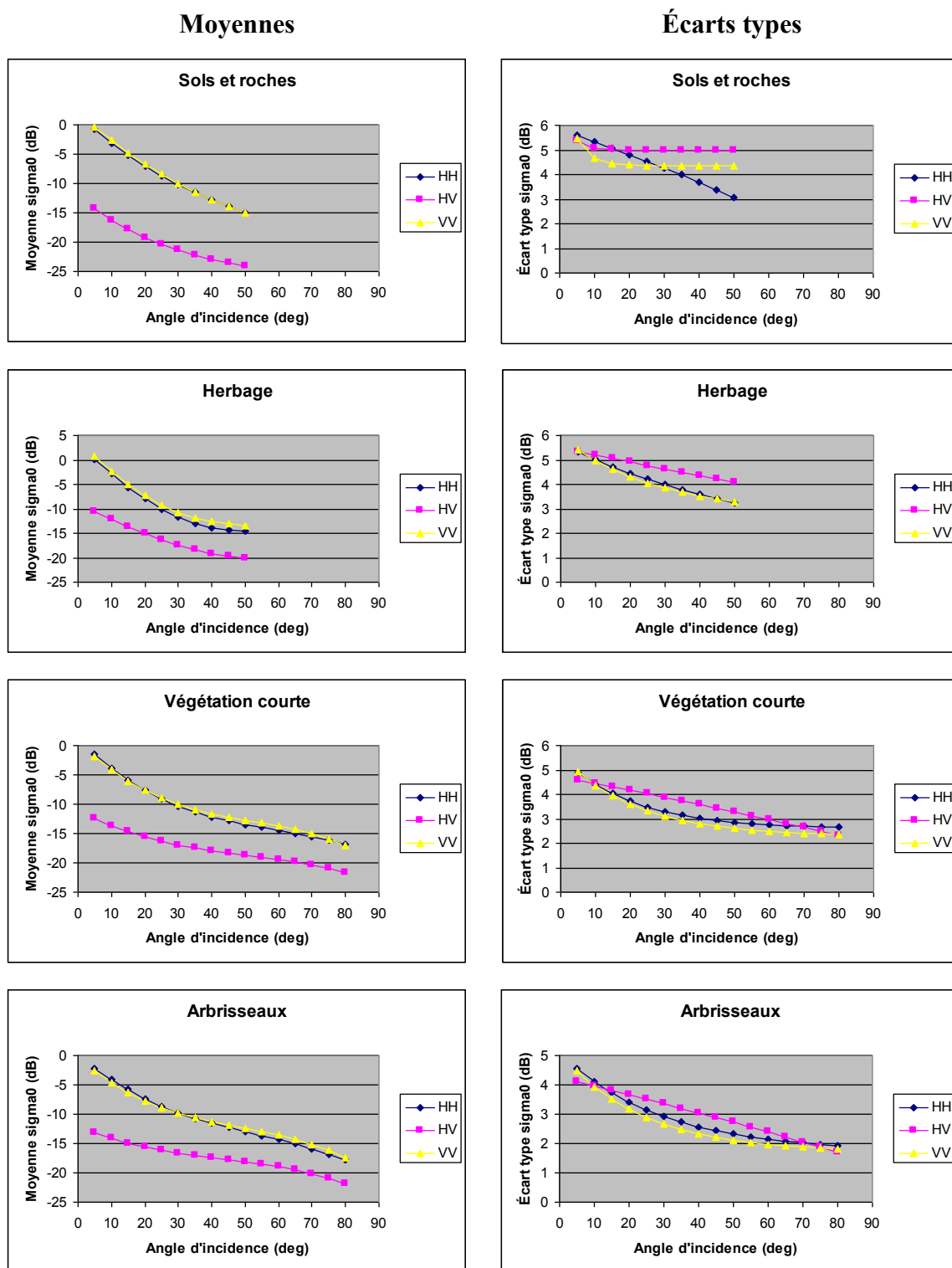


Figure 4.2 : Simulation du coefficient de rétrodiffusion (moyenne et écart-type) des sols à nu et des couverts de végétation courtes selon les modèles de Ulaby et Dobson (1989).

Ces tendances sont aussi observées par Weydahl et Olsen (2005) qui comparent des images ENVISAT en polarisation HH-HV ou VV-VH acquises avec des angles d'incidence entre 34^0 et 45^0 environ au-dessus d'un milieu urbain dans les Pays-Bas. Ils signalent l'écart entre polarisation croisée et polarisation parallèle de l'ordre d'une dizaine de dB et la diminution de cet écart pour des angles d'incidence plus prononcés. Ils remarquent également qu'en polarisation parallèle les champs agricoles montrent une plus grande variation du signal de retour en fonction de l'angle d'incidence qu'une forêt de conifères. En polarisation croisée une tendance semble présente avec la forêt plus brillante que les champs agricoles qui à leur tour sont plus brillants que les surfaces gazonnées.

Un facteur non négligeable qui module la réponse des sols et du couvert végétal est la présence de l'humidité comme nous l'avons mentionné précédemment. Fiset (2005) analyse une quinzaine d'images RADARSAT-1 en mode fin de Montréal acquises à des saisons différentes et constate une grande variabilité de la réponse particulièrement celle des milieux boisés. En comparant avec les données météorologiques enregistrées pendant ou quelques heures avant l'acquisition, il établit une bonne correspondance entre la pluviométrie et la brillance des boisés qui peut atteindre sous certaines conditions (ex. averses de pluie pendant l'acquisition de données) celle des certains milieux bâtis. Ces derniers, sous des conditions d'acquisition sans pluie avaient habituellement des réponses plus fortes que les milieux boisés.

4.1.3 Les milieux bâtis

Sur un terrain contrasté (à relief accidenté), les effets de la variation de l'angle d'incidence sont très remarquables sur les images radar. Les macro-textures résultant des aspérités du sol faisant plusieurs fois les dimensions de la résolution créent des zones d'ombre relativement importantes. Alors qu'en milieu naturel les points d'inflexion sont formés d'angles assez doux, le milieu urbain se caractérise par des ruptures brusques. La présence d'immeubles de diverses tailles est à l'origine de ce type de paysage. Les édifices ont une forme relativement simple et sont à peu près perpendiculaires au sol. La

réaction de ces cibles ponctuelles (édifices) par rapport au radar résulte d'une réflexion complexe soit entre l'objet et le sol ou entre les objets urbains avoisinant l'immeuble et celui-ci. Comme nous l'avons mentionné, ce phénomène nommé en général réflexion en coin se concrétise sur les images radar par une brillance très forte. Bryan (1979) a été un des premiers chercheurs à s'intéresser à l'influence de l'orientation du faisceau radar par rapport à la structure urbain. Ses travaux ont montré que l'orientation influence la rétrodiffusion et par conséquent l'image qui en résulte. Sur l'image de Los Angeles étudiée par l'auteur, des secteurs entiers de la ville ont un ton de gris relativement sombre par rapport à des endroits contigus qui ont des couvertures similaires. Ce phénomène (appelée effet cardinal) serait dû à la différence entre l'angle de visée par rapport aux structures urbaines et à l'orientation des patrons des rues (orientation des murs). L'expérience menée par Bryan porte sur deux groupes d'angle entre l'azimut du radar et l'orientation générale des rues (theta), ceux inférieurs à 10° et ceux supérieurs à 10° . Les valeurs de gris obtenues à l'issue de cette expérience sont éloquentes (figure 4.3). Pour Bryan, le fait que les valeurs pour $\theta < 10^\circ$ soient beaucoup plus fortes que le reste vient du phénomène de réflexion en coin et du positionnement.

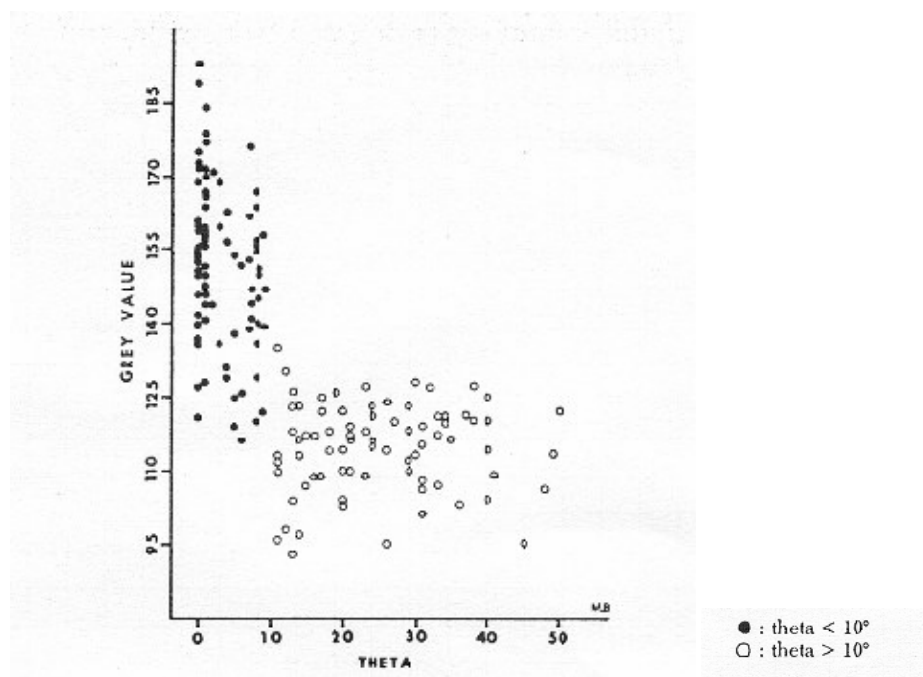


Figure 4.3 : Variation de la rétrodiffusion en fonction des angles des patrons de rue inférieurs et supérieurs à 10° (source : Bryan, 1979).

Cependant la manifestation des effets cardinaux et en général la réponse des bâtiments dépendent d'un grand nombre de facteurs. Selon Dong et al. (1997) les bâtiments considérés isolément ont une réponse complexe où divers mécanismes de rétrodiffusion peuvent être présents, les mécanismes les plus importants étant la réflexion directe des toitures inclinées, la réflexion en coin (surtout diédrique et dans certains cas triédrique) et les réflexions par des structures métalliques. En règle générale les polarisations parallèles présentent une plus grande gamme dynamique que les polarisations croisées. L'orientation et les caractéristiques géométriques des bâtiments est un facteur important de la présence d'un ou l'autre des mécanismes de diffusion.

Concernant la réponse par les toitures on devrait considérer non seulement leur pente mais aussi la forme de toiture ainsi que leur rugosité dans le cas des bâtiments couvrant plusieurs pixels. À titre d'exemple si la surface de la toiture présente des ondulations comme c'est le cas de certaines couvertures en tuile ou en feuilles de zinc, alors on devra tenir compte de l'orientation des sillons (ondulations). On peut cependant noter que l'amplitude des ondulations des feuilles de zinc se situe aux environs de 4 cm. Cette dernière valeur nous indique déjà au niveau de la bande C, la faible probabilité que ce matériel se comporte comme un corps lisse. Il faut cependant noter qu'en raison de la périodicité des ondulations, l'effet de Bragg (cité précédemment) pourrait se manifester. Si les ondulations vont dans la même direction générale que le faisceau incident, il est possible que seule la pente du toit joue un rôle. Si au contraire les ondulations vont dans une direction transversale au faisceau il peut y avoir un renforcement de l'effet de l'angle et donc que l'on se retrouve dans le cas d'un corps rugueux. Le résultat de ce phénomène se traduirait sur l'image radar par des tons de gris plus pâles. Particulièrement pour certains types de toit -comme ceux montrés à la figure 4.4 caractéristiques de plusieurs habitations à Montréal- les réflexions multiples ne sont pas à exclure ce qui renforcera la réponse en polarisation croisée.



Toit de type mansard



Toit de type pignon



Toit terrasse

Figure 4.4 : Quelques types de toit à Montréal (Benoît, 1991).

L'étude de Karjalainen et al. (2003) sur la détectabilité des bâtiments en fonction des différents attributs (hauteur, surface occupée, matériaux utilisés pour les toitures et les murs, forme du toit, etc.) démontrent la grande variabilité des réponses des bâtiments. Les auteurs étudient des images RADARSAT-1 en mode fin acquises avec des angles d'incidence différents et à des saisons différents au-dessus de la ville d'Helsinki. En règle général peu importe l'attribut des bâtiments utilisé le pourcentage de détectabilité ne dépasse que rarement les 50% de quelques 15 000 bâtiments analysés même en combinant deux ou plusieurs images (moyenne pixel par pixel). Certaines tendances se dégagent selon les résultats présentés. Ainsi la détectabilité est plus élevée pour les bâtiments d'une hauteur de 15-20 m ou plus grande, ceux dont la toiture est couverte des tuiles et ceux avec des murs de briques. Quand ils utilisent comme critère de détectabilité l'orientation du bâtiment par rapport au faisceau radar, leurs résultats confirment ceux de Bryan cités plus haut. Ils remarquent aussi que la détectabilité selon l'orientation des bâtiments augmente lorsque leur hauteur dépasse les dix mètres. La fusion des images en orbite descendante et ascendante augmente la détectabilité des bâtiments puisqu'en

faisant varier l'orientation du faisceau on augmente le nombre de bâtiments qui sont exposés d'une façon optimale au faisceau radar.

D'autres études signalent cette variabilité des réponses de bâtiments. À titre d'exemple, Basly et al. (1998) analysent des images ERS (bande C; polarisation VV; angle d'incidence de 23^0) et montrent que les zones avec une forte densité du bâti (comme le centre-ville) et les aires industrielles présentent en général de fortes rétrodiffusions moyennes mais avec une forte variance, tandis que les zones résidentielles et les zones couvertes de végétation des valeurs de rétrodiffusion faibles à moyennes avec une moindre variance. Weydahl (2002) pour sa part examine des images RADARSAT-1 en mode fin (bande C; polarisation HH) acquises à trois angles d'incidence différents selon la même orbite. Il constate que la plus grande variabilité de la rétrodiffusion en fonction de l'angle d'incidence est observée dans les zones résidentielles et dans une moindre mesure dans les zones industrielles. Les changements les plus faibles proviennent des réservoirs et des tuyaux de métal. Cependant aucune classe d'occupation étudiée ne présente des variations systématiques selon l'angle d'incidence. Weydahl et Olsen (2005) dans leur étude mentionnée plus haut avec des images ENVISAT en polarisation double notent les suivants : 1) Il y a des objets anthropiques de forme simple (par ex., réservoirs, tuyaux métalliques) qui diffusent bien le rayonnement incident et pour lesquels la différence des signaux en polarisation parallèle et croisée demeure stable (aux alentours de 10 dB) peu importe l'angle d'incidence et l'orientation du faisceau; 2) les bâtiments propices à la manifestation de l'effet cardinal montrent des larges variations de rétrodiffusion entre canaux de polarisation; 3) l'effet cardinal ne semble pas affecter d'une façon notable la polarisation croisée. L'étude de Yonezawa et al. (2004) avec des images ENVISAT corrobore les observations de Weydahl et Olsen particulièrement le fait que les rétrodiffusions sont généralement beaucoup plus faibles en polarisation croisée. Ces auteurs ajoutent aussi que les patterns de brillance et leur distribution sont similaires en polarisation HH ou VV cependant ils diffèrent considérablement en polarisation croisée HV ou VH.

4.2 Classification/segmentation des images radar

Il est évident par la discussion précédente que toute tentative d'identification des occupations du sol par classification/segmentation basée uniquement sur la tonalité des images RSO mono-fréquence et mono-polarisation n'aboutira qu'à des résultats mitigés. D'autant plus que la présence du chatoiement nuit au rendement des algorithmes. Plusieurs études sont consacrées ainsi au filtrage du chatoiement comme moyen pour améliorer la radiométrie des images avant toute segmentation/classification (par ex., Gagnon et Jouan, 1997). Malgré ce filtrage tout au plus trois ou quatre types de surfaces peuvent être identifiés en milieu urbain selon la force de leur rétrodiffusion mais qui ne coïncident pas nécessairement à des classes uniques d'occupation du sol. Un meilleur rendement est obtenu lorsque la scène est composée des parcelles de terrain relativement étendues et plus ou moins homogènes en termes de tonalités comme dans le cas des territoires agricoles (Dong et al. 2001).

À part la texture dont il sera question dans le chapitre 5, certaines études ont introduit les images multi-angulaires et multi-temporelles dans l'espoir qu'en augmentant la dimensionnalité des images, le rendement des algorithmes de segmentation/classification sera meilleur.

L'usage d'images multi-angulaires et/ou multi-saisonnières semble être d'intérêt particulièrement en milieu naturel car on met en profit les différences sur le plan de la rugosité et de l'humidité des sols et de la végétation ou les différences phénologiques entre diverses espèces végétales (e.g., Bernier et al. 2003; Grunsky, 2002, Parmuchi et al., 2002). Dans le cas des milieux urbains l'imagerie multi-angulaire ne semble pas apporter l'information nécessaire pour discriminer entre classes d'occupation des sols tel que suggéré par l'étude de Weydahl (2002) citée précédemment. Quant à l'imagerie multi-saisonnière, l'étude de Dell'Acqua et Gamba (2003) avec des images ERS démontre clairement que l'ajout de telles images améliore substantiellement l'exactitude d'identification des aires ouvertes mais pas celles occupées par le bâti. Dans ce domaine, l'étude de Hu et Ban (2012) présente un intérêt particulier car les auteurs introduisent des

images multi-temporelles acquises par RADARSAT-2 en mode ultrafin (espacement inter-pixels de 1.5 m; angle d'incidence 31°) couvrant la frange urbaine de Toronto. Leurs classes incluent plusieurs types de couvert végétal, deux types de bâti (faible densité et forte densité) et des plans d'eau. Une classe routes est aussi introduite. Les images filtrées pour le chatoiement ont été soumises à divers algorithmes de segmentation/classification. Malgré l'arsenal d'algorithmes employés (eCognition, Réseaux de neurones, Machines à vecteur de support) et la variété des traits caractéristiques utilisés (spectrales, géométriques, texturales) l'exactitude globale de leurs classifications était inférieure à 70%. Les auteurs ont été ainsi forcés à introduire des règles spécifiques à certaines classes, particulièrement pour les classes du bâti, pour atteindre une exactitude globale de 81% à la limite de l'acceptable pour une carte thématique (80%).

La fusion des images, particulièrement celles à orbites ascendante et descendante, semble présenter un certain potentiel car il y a d'une part réduction du bruit du chatoiement et d'autre part une plus grande visibilité du milieu bâti (Karjalainen, 2003). Cependant la recherche sur les méthodes de fusion d'images radar est à ses premiers pas et l'apport réel de cette opération dans la discrimination des classes d'occupation de sol reste à évaluer.

Concernant la classification des images multipolarisées en milieu urbain nous n'avons pu trouver que quelques études avec des images ENVISAT mais qui se limitent à des observations générales sur le comportement radiométrique des classes d'occupation du sol (Wegmuller et al., 2003; Weydahl et Olsen 2003; Yonezawa et al., 2004). La plupart des études dans ce domaine utilisent l'imagerie RSO de la mission de la navette spatiale SIR-C et l'accent est mis surtout à la classification des occupations des sols en milieu naturel ou tout au plus à la séparation du milieu bâti du reste (Dell'Acqua et Gamba, 2003; Pellizzeri et al., 2003).

PARTIE II- ANALYSES TEXTURALES DE L'IMAGERIE RADAR POUR LA CARTOGRAPHIE DES OCCUPATIONS DU SOL EN MILIEU URBAIN : PROBLÉMATIQUE

Le but de cette partie est de présenter dans un premier temps une revue de littérature sur les méthodes de quantification de la texture dans le domaine du radar en mettant l'accent sur les matrices de cooccurrence afin d'identifier les problèmes de son application dans le contexte de notre recherche (chapitre 5). Dans un deuxième temps nous présentons une description de l'effet cardinal et les possibilités de sa modélisation afin de justifier l'approche que nous avons suivie pour développer notre algorithme de compensation (chapitre 6).

Chapitre 5- La texture des images radar comme moyen de caractérisation des occupations du sol

Suite aux informations présentées dans la partie I, il est évident que le recours à des méthodes d'extraction de l'information texturale des images radar et de classification/segmentation des images texturales est une voie à explorer nécessairement afin de conclure sur le potentiel de ces images pour la cartographie des occupations du sol en milieu urbain. La texture est considérée par ailleurs comme un trait caractéristique essentiel en interprétation visuelle des images radar (Lo, 1998).

Force est cependant de constater que les études portant sur l'extraction de l'information texturale de ces images et son utilisation pour la classification/segmentation automatisée des occupations du sol en milieu urbain sont plutôt rares. Il est vrai que la grande majorité d'études où il y a analyse de texture portent sur la reconnaissance de différentes catégories des matériaux de surface comme les glaces de mer ou les roches (Barber et LeDrew, 1991; Mohammed, 1991; Clausi, 2001) ou la reconnaissance des différents types de couvert végétal (par ex. Arzandeh et Wang, 2002). Dans ce dernier cas une classe générale «urbain» peut être mentionnée (Ulabay et al., 1986; Peydall et al., 1995) ou parfois deux classes : «urbain» ou «bâtiments» (en signifiant les aires occupées par des bâtiments brillants) et «résidentiel» appelée aussi «péri-urbain» (e.g. Kurosu et al., 2001).

Le but de ce chapitre est de présenter une revue de littérature permettant de cerner la notion de la texture sur les images radar des milieux urbains ainsi que des méthodes d'extraction de l'information texturale de ces images en mettant l'accent sur la méthode que nous avons privilégiée dès le début dans cette recherche, les matrices de cooccurrence.

5.1 À propos de la texture sur les images radar

La texture d'une image est une notion difficilement cernable. Souvent on la décrit par l'effet visuel créé par la fréquence spatiale et l'amplitude des changements des niveaux de gris (texture fine ou rugueuse, texture spongieuse ou ouateuse, etc.) ou par l'arrangement d'agrégats d'objets (de brillance et de dimension quelconques) formant des motifs structurés ou non (texture géométrique ou aléatoire, etc.). Les différentes définitions trouvées dans la littérature mettent l'accent sur l'un ou l'autre des aspects de ce que l'on perçoit sur une image. À titre d'exemple, Simonett et Davis (1983) définissent «la texture photographique» comme la fréquence des changements de tons dans une image produite par des agrégats d'objets très petits pour être distingués individuellement sur les photographies. Jain (1989; page 394), pour sa part, écrit « Le terme texture fait généralement référence à la répétition des éléments texturaux de base appelés *texels*. Un texel comprend plusieurs pixels dont le placement peut être périodique, presque périodique ou aléatoire. Les textures naturelles sont généralement aléatoires tandis que les textures artificielles sont souvent déterministes ou périodiques». La notion de texture est également une notion relative en raison de sa variabilité en fonction de l'échelle d'observation d'un paysage. Cette relativité de la perception due à l'échelle d'observation est omniprésente en télédétection (Hawkins, 1970). St-Onge (1994) présente une revue étendue des différentes définitions de la texture et conclut que « la texture n'est pas un phénomène véritable comme le serait le ton ou la forme mais plutôt une impression qui n'existe, pour une image donnée, qu'à une échelle donnée ».

Toutes les définitions mentionnées précédemment sous-entendent l'observation des images optiques acquises par des capteurs passifs. Simonett et Davis (1983) sont parmi les premiers à tenter de cerner la notion de la texture sur des images radar. Leur discussion se limite à des images radar des milieux naturels. Ils reconnaissent alors trois composantes de texture : la micro-, méso- et macro-texture. La micro-texture est inhérente à l'imagerie radar et est associée au bruit de chatoiement. Elle est fonction de la résolution de l'image et du nombre de vues utilisées et elle est surtout apparente sur des surfaces relativement lisses. Tel qu'attendu par les statistiques du chatoiement, cette

texture est de nature aléatoire. La méso-texture est produite par des hétérogénéités spatiales s'étendant sur plusieurs pixels (plusieurs unités de micro-texture). Elle s'observe clairement en milieu forestier où les arbres forment des peuplements créant des alternances «ombres-points plus ou moins brillants» caractéristiques de leur espèce et de leur structure. Cette texture a tendance à être plus structurée que la micro-texture. Finalement la macro-texture est reliée surtout à la présence des accidents topographiques (alternances pentes éclairées-ombres) et elle est clairement observable lorsque sur la même image des unités géomorphologiques différentes sont présentes avec une densité de drainage et un degré de dissection par l'érosion différents. Cette texture tend aussi à être structurée. L'observation d'une macro-texture présuppose des images à petite échelle. À plus grande échelle nous parlons plutôt de patterns caractéristiques créés surtout par des linéaments de nature géologique à l'intérieur d'une unité structuralement homogène.

Une des premières études voulant cerner la notion de la texture sur des images radar faisant explicitement référence aux images numériques et leur traitement est celle d'Ulaby et al. (1986b). Selon ces auteurs la texture a deux composantes : la texture due au chatoiement et la texture intrinsèque de l'objet qu'ils appellent *texture de la scène*. Plus récemment Raney (1998), reprend et précise les idées d'Ulaby et de ces collaborateurs. Il définit ainsi la texture en général comme la moyenne de seconde ordre de la brillance d'un objet dans une image. Il reconnaît comme eux deux sources de texture sur une image RSO : la texture de la scène et le chatoiement. La texture de la scène est définie comme étant la variation spatiale de la réflectivité (ton) moyenne. Cette texture est équivalente à la texture sur des images optiques et elle peut être imaginée comme la texture qui serait perçue sur une image acquise par un radar imageur incohérent. La composante du chatoiement est due au contraire à la cohérence des signaux radar et du système de traitement de données.

Ces définitions peuvent s'appliquer aussi sur des images RSO des milieux urbains à résolution haute et très haute, cependant, des objets avec des méso-textures tantôt structurées tantôt aléatoires se juxtaposent dans des espaces restreintes. Aux échelles

examinées dans cette recherche il y a aussi des patterns qui commencent à émerger créés par la visibilité plus nette du réseau routier avec des tonalités sombres comparativement à leur environnement de tonalités moyennes à fortes. Une illustration de cet état des faits est donnée par la suite. La figure 5.1b montre un extrait d'une image RADARSAT-1 tandis que la 5.1a en montre l'équivalent optique. Au centre de cette image on perçoit des quartiers résidentiels entourés de zones industrielles. Les quartiers résidentiels présentent une texture fine laissant paraître le réseau routier à l'exception de la partie centrale où la dominance des arbres matures crée une texture moins contrastée. Dans les secteurs industriels, la taille des bâtiments, l'absence d'arbres et la faible densité du réseau routier laissent paraître une texture plus grossière. La méthode d'extraction de l'information texturale pose donc un véritable défi. Les diverses méthodes sont brièvement revues par la suite.

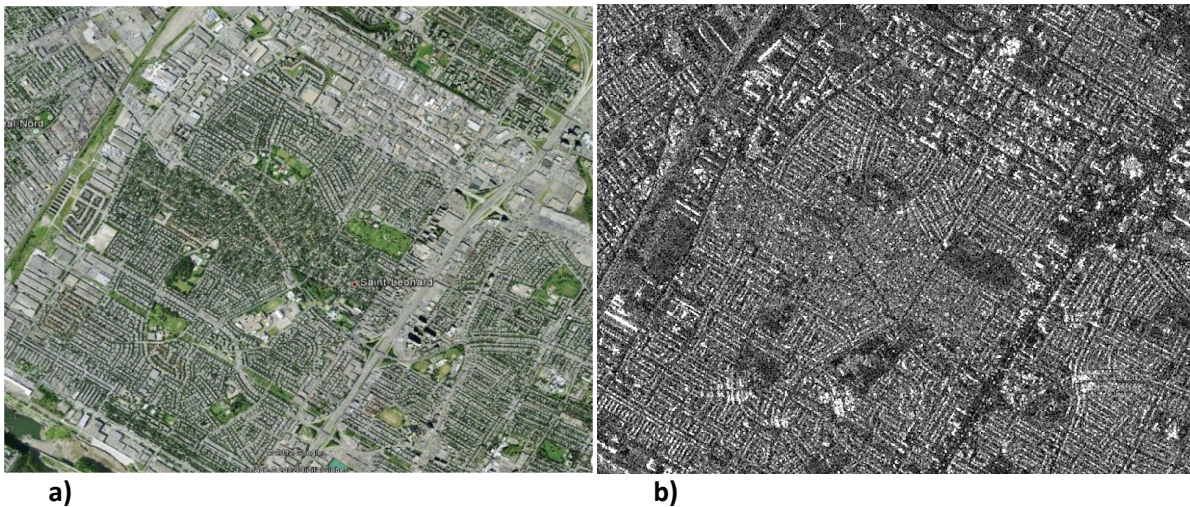


Figure 5.1 : Un quartier résidentiel de Montréal a) image optique, b) image radar.

5.2 Approches de quantification de la texture et leur potentiel

Les méthodes de quantification de la texture d'une image sont très nombreuses. Cette grande diversité n'est pas étrangère aux multiples dimensions de la perception texturale tel qu'expliqué précédemment. Le lecteur peut consulter Tuceryan et Jain (1998) et Petrou et Sevilla (2006) pour une revue exhaustive. En résumé, on peut distinguer des méthodes qui a) mettent l'accent sur l'aspect des fréquences spatiales de variations des niveaux de gris pour caractériser la texture (Fourier, Gabor, ondelettes), b) se basent sur

l'idée de la présence d'agrégats de pixels («texels»); elles recherchent alors à établir dans un premier temps les «texels» en se fondant sur certains critères d'homogénéité (teintes de gris, forme, etc.) pour par la suite trouver la règle de leur placement; elles diffèrent sur la façon de découvrir cette règle selon l'hypothèse d'une texture déterministe ou aléatoire, c) font appel à des modèles de texture (champs aléatoires, fractales); et d) se basent sur une description statistique des variations des valeurs des pixels dans un portion quelconque d'une image (statistiques de 1^e ordre, fonctions d'autocréation, matrices de cooccurrence, semi-variogrammes, etc.). De loin, cependant, ce sont les méthodes statistiques qui sont appliquées dans le cas des images de télédétection. Dans les paragraphes qui suivent nous présenterons une revue d'études portant sur des images radar en distinguant les types d'images étudiées selon leur résolution : moyenne (une vingtaine de mètres ou plus) et fine (entre un et dix mètres).

5.2.1 Images à résolution moyenne

La majorité de ces études examine des images en polarisation parallèle et teste l'adéquation des méthodes de quantification de la texture via des mesures de séparabilité des classes (e.g. divergence transformée) ou la classification des images de texture (seules ou avec les images d'origine). Les classes d'occupation des sols examinés correspondent le plus souvent au niveau I du système de taxinomie du USGS (urbain, forêt, agricole, eau, etc.). Seuls les cas où une classe urbain est incluse seront revus.

Dans ces études, la description statistique des variations spatiales des valeurs de pixels est souvent suggérée comme le méthode la plus adéquate pour quantifier la texture. L'étude d'Ulaby et al. (1986b) citée plus tôt propose des statistiques de 1^e et 2^e ordres. Suivant l'hypothèse d'un chatolement bien développé où le chatolement peut être considérée comme un bruit multiplicatif, les auteurs suggèrent différentes statistiques comme le coefficient de variation (1^{er} ordre) et l'autocorrélation (2^e ordre) puisqu'il est possible de prendre en compte les deux composantes de texture (chatolement et scène) car les statistiques correspondantes du chatolement sont soit connues ou peuvent être approchées en analysant des cibles dépourvues de texture intrinsèque (comme les plans d'eau calme).

Comme statistiques du 2^e ordre, ils proposent aussi celles issues des matrices de cooccurrence, particulièrement le contraste et le moment inverse (Tableau 5.1) que nous examinerons avec plus de détails dans la section 5.3. La figure 5.2 présente les résultats de classification supervisée par maximum de vraisemblance dans le cas des images acquises en bande L en polarisation parallèle. Il est évident que dans tous les cas, l'augmentation du nombre de vues améliore l'identification des classes tandis que l'utilisation des canaux de texture, avec ou sans l'image d'origine, rehausse substantiellement le gain de la classification.

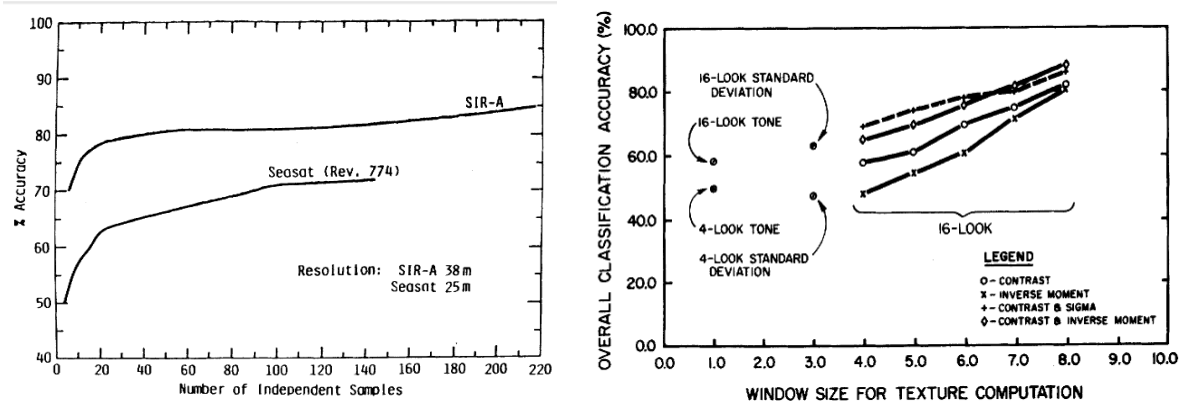


Figure 5.2 : Résultat de classification supervisée par maximum de vraisemblance dans le cas des images acquises en bande L (source : Ulaby et al. 1986b).

Paudyal et al. (1995) testent les mêmes mesures proposées par Ulaby et collaborateurs, sur des images en polarisation parallèle des satellites mis en orbite plus récemment ERS-1 (bande C) et JERS-1 (bande L) avec des classes principalement des cultures agricoles. Les auteurs arrivent à la même conclusion à savoir que les mesures texturales basées sur les matrices de cooccurrence offrent les meilleures potentialités de séparabilité de différentes occupations du sol à l'étude.

Carr et Miranda (1998) comparent l'apport des statistiques générées par les matrices de cooccurrence et les semi-variogrammes calculés sur des images satellitales radar et optiques. Ils constatent que la séparation des classes d'occupation du sol sur les images radar (différentes fréquences et polarisations) est meilleure en se servant des semi-variogrammes que des statistiques générées par les matrices de cooccurrence. Cependant

la taille des échantillons examinés (une seule fenêtre de taille entre 7x7 et 10x10 de calcul des textures par classe pour l'entraînement et la validation) ne permet pas selon nous de tirer une conclusion générale sur l'apport réel de chacune de méthodes.

L'étude de Dekker (2003) présente un intérêt particulier car contrairement aux études précédentes d'une part introduit deux classes du bâti («urbain» et «industrie/serres») et de l'autre part vérifie l'apport d'un grand nombre de mesures de texture incluant : diverses statistiques de 1^{er} ordre calculées sur son image d'origine (ERS), des statistiques de 1^{er} ordre (entropie, énergie) calculées sur des images issues de la transformation par ondelettes, des semi-variogrammes, ainsi que des paramètres fractales (dimension fractale et lacunarité). Les statistiques issues des matrices de cooccurrence n'ont pas été incluses. Selon les résultats des tests de séparabilité (non-paramétrique) la moyenne et la variance de 1^{er} ordre, la statistique du 1^{er} ordre représentant le pourcentage des pixels les plus brillants sur le total de pixels de l'échantillon («weighted-rank fill ratio») ainsi que les semi-variogrammes performant en moyenne le mieux. Des tests de classification non-paramétrique avec différentes combinaison de ces paramètres n'aboutissent cependant qu'à des résultats mitigés (environ 50% d'exactitude globale; coefficient kappa de 0,35). Chamundeeswari et al. (2009) reprend l'approche de Dekker avec les mêmes paramètres de texture mais avec quelques modifications. Ainsi l'image radar (ERS) est d'abord filtrée pour le chatoiement et les images de texture générées sont soumises à une transformation en composantes principales. Les deux ou les trois premières composantes principales ainsi que les images de texture d'origine sont alors classifiées par un classificateur non supervisée. Les résultats de classification montrent une nette amélioration en se servant des composantes principales (environ 70% vs. 85%). Cependant il faut noter que contrairement à Dekker seulement que trois classes d'occupation du sol sont considérées au lieu de six et l'étendue de l'image analysée est beaucoup plus petite que dans le cas de Dekker.

L'étude récente par Esch et al. (2011) reprend la définition de la texture d'Ulaby et al. (1986b) ainsi que sa méthode mais démontre que leur hypothèse d'un chatoiement bien développé n'est pas valide peu importe le type d'occupation du sol. Ils proposent une

méthode d'estimation des statistiques de chatoiement par classe d'occupation du sol et l'utilisation de ces statistiques pour la classification. Sur une image radar (bande X) de haute résolution en polarisation simple cette approche fait la preuve d'une bonne discrimination de l'eau, de la végétation, des espaces ouverts et de l'urbain avec des performances allant de 77% à 86%.

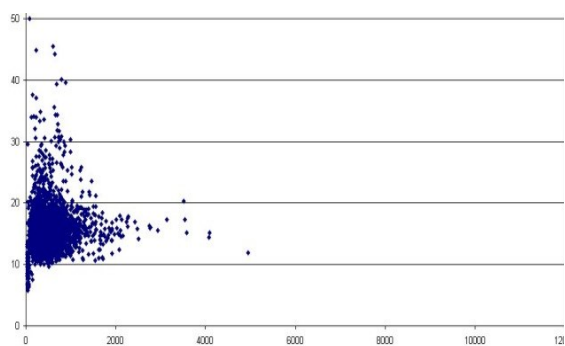
5.2.2 Images à résolution fine

Parmi les rares études impliquant des analyses texturales nous avons déjà fait mention (section 4.2) de celle de Hu et Ban (2012) impliquant des images multi-temporelles de RADARSAT-2 (polarisation parallèle) en mode ultrafin couvrant la frange urbaine de Toronto. Leurs classes d'occupation du sol incluent entre autres deux types de bâti (faible densité et forte densité) et une classe «routes». Les images filtrées pour le chatoiement ont été soumises à divers algorithmes de segmentation/classification en utilisant des statistiques de 1^{er} ordre (moyenne, écart-type, différence moyenne entre voisins), des statistiques issues des matrices de cooccurrence (entropie, moyenne, écart-type et corrélation) ainsi que des traits de forme (aire, compacité, etc.). Ces derniers proviennent de la segmentation des images en utilisant le système eCognition (un logiciel orienté objet). Des résultats plus au moins encourageants sont obtenus sauf que dans l'article l'apport réel de ces traits caractéristiques est difficile à évaluer car l'accent est plutôt mis sur l'apport des techniques classificatoires.

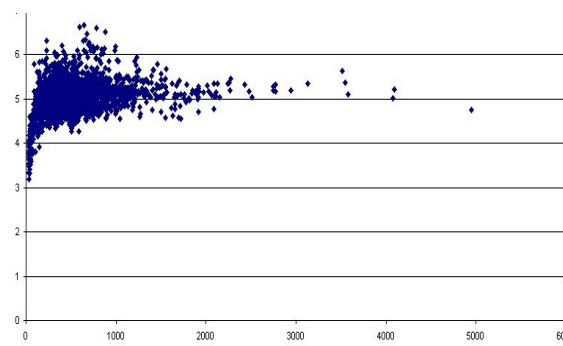
Pour compléter cette analyse nous aurons recours à des résultats d'études du groupe de recherche sur le radar du laboratoire de télédétection de l'Université de Montréal. Ces résultats se trouvent dans divers rapports de recherche et de R&D ainsi que dans la thèse de Robert Fiset (2005) et concernent les analyses des images RADARSAT-1 en mode fin (espacement inter-pixels de 6,25 m). La figure 5.3 montre des exemples d'une analyse des statistiques de 1^{er} ordre (Cavayas *et al.*, 2000). Ces statistiques ont été calculées à partir des valeurs de pixels (coefficients de rétrodiffusion en unités d'amplitude rééchantillonnés sur 8 bits) extraits par îlot urbain uni-fonctionnel (résidences faible ou forte densité, industrie légère ou lourde, etc.). Les valeurs sont ordonnées selon la taille des

îlots (en nombre de pixels). Comme nous l'avons mentionné ces statistiques ont été largement utilisées dans le cas des images à résolution moyenne. Il est évident qu'une différenciation des occupations du sol du niveau II du USGS sur la base de ces statistiques est difficile sinon impossible. Seule la distinction entre les îlots bâtis et les îlots sans bâtiments est envisageable. Toutefois, si la taille de l'îlot est en deçà de 2.5 ha (environ 1 000 pixels) même ces deux catégories ne sont plus distinctes de manière fiable. L'utilisation des images de texture générées par les matrices de cooccurrence (particulièrement le contraste et l'entropie) calculés sur des images RADARSAT-1 en mode fin, offrent la possibilité de séparer des aires bâties du reste à l'intérieur des milieux urbains avec une exactitude qui dépasse dans la plupart de cas la limite acceptable de 80%. Par contre lorsque des classes spécifiques du bâti sont recherchées (e.g. industries, résidences, etc.) les résultats sont de faible exactitude (Fiset, 2005). Cependant l'étude de Fiset n'a pas exploré toute la gamme des mesures.

Radarsat-1 21 Août 1999 F4f asc. Moyenne vs nb Pixels

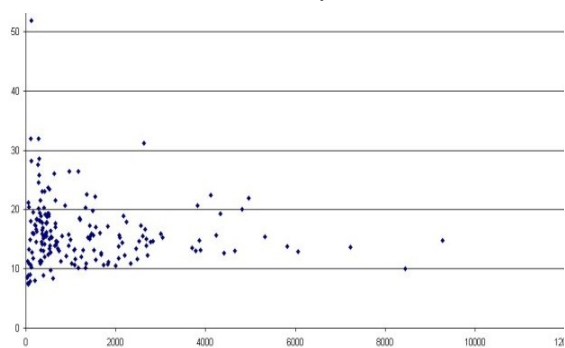


Radarsat-1 21 Août 1999 F4f asc. Entropie vs nb Pixels

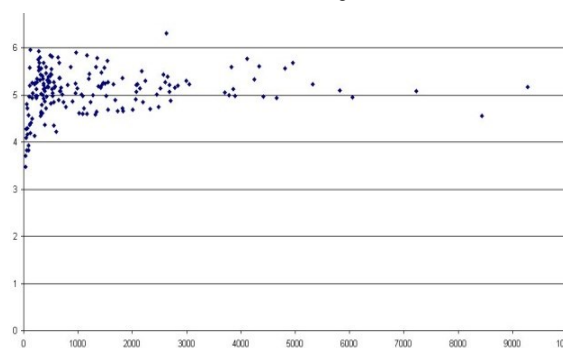


a) Résidentiel faible densité

Radarsat-1 21 Août 1999 F4f asc. Moyenne vs nb Pixels

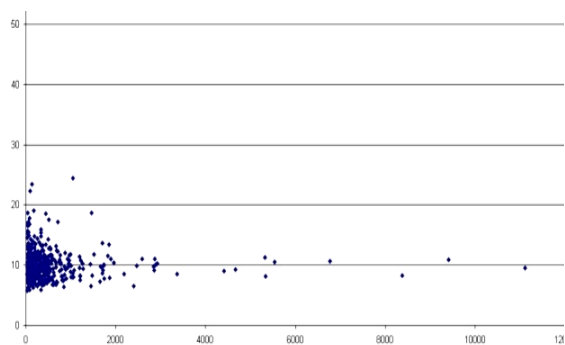


Radarsat-1 21 Août 1999 F4f asc. Entropie vs nb Pixels

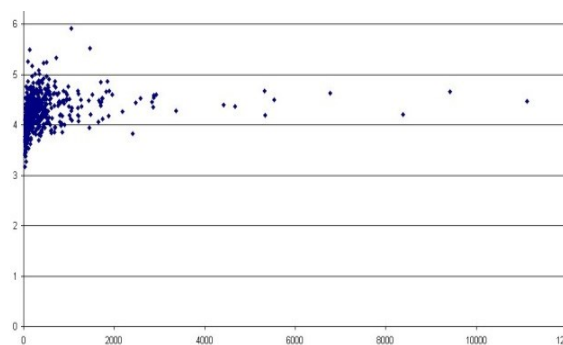


b) Industrie légère

Radarsat-1 21 Août 1999 F4f asc. Moyenne vs nb Pixels



Radarsat-1 21 Août 1999 F4f asc. Entropie vs nb Pixels



c) Parcs urbains

Figure 5.3: Exemples des statistiques de premier ordre des images RADARSAT (étalonnées et étirées à 8bits) à l'intérieur des îlots uni-fonctionnels: a) résidentiel faible densité, b) industrie légère, et c) espaces verts: moyenne (à gauche) et entropie (à droite). L'axe horizontal représente la taille des îlots en nombre de pixels de 5m x 5m d'espacement inter-pixels.

5.3 Les matrices de cooccurrence : bref rappel

Compte tenu du peu d'études dans le domaine et l'absence des conclusions définitives quant à l'apport réel des statistiques issues des matrices de cooccurrence nous avons préféré cette approche pour effectuer notre recherche. Cette méthode, via ses différents types de mesures texturales et sa versatilité constitue selon un outil de quantification des textures aisément adaptable au contexte de l'imagerie analysée. Une brève revue de cette méthode ainsi que des problèmes de son application est donnée dans les paragraphes qui suivent.

Les matrices de cooccurrences (MCO) de Haralick et al. (1973,1979) sont des histogrammes 2D présentant les fréquences d'occurrence conjointe des paires des valeurs numériques des pixels. Plus précisément, soit : (a) A une image codée en N_g niveaux de gris; (b) $s \equiv (x, y)$ la position d'un pixel dans A ; et (c) $t \equiv (\Delta x, \Delta y)$ un vecteur de translation. Une matrice de cooccurrence M_t est une matrice $N_g \times N_g$ dont le $(i, j)^{\text{ième}}$ élément est le nombre de paires de pixels séparés par le vecteur t qui ont comme niveau de gris (i, j) :

$$M_t(i, j) = \text{card}\{(s, s + t) \in R^2 | A[s] = i, A[s + t] = j\}$$

La matrice est une matrice symétrique puisque (i, j) est équivalent de (j, i) . Souvent les éléments de matrice sont normalisés par le nombre total de paires de pixels considérées. De cette manière on peut concevoir les éléments de la matrice de cooccurrence comme une approximation de la probabilité conjointe d'occurrence de deux valeurs quelconques de l'image pour un vecteur de translation donnée.

Différentes métriques (statistiques de 2^e ordre) peuvent être extraites de la matrice de cooccurrence. Haralick a proposé 14 métriques différentes et d'autres auteurs qui ont suivi en ont proposé d'autres. Néanmoins parmi ces métriques les plus utilisées dans la littérature sont : la moyenne, le moment différentiels inverse (homogénéité), le contraste, la similarité, la dissimilarité, l'entropie, le deuxième moment angulaire, l'écart type et la corrélation. Le tableau 5.1 présente leur formulation. Nous les avons regroupées selon la

similitude de leur formulation mathématique en quatre grandes familles qui sont : les moyenners, les quantificateurs la différence, ceux qui mesurent le désordre et ceux qui expriment la dispersion. La figure 5.4 en est une application concrète sur une image radar de Montréal.

Les paramètres moyenners : Dans cette catégorie, nous avons classé uniquement la moyenne (Moy). Ce paramètre exprime en quelque sorte ce que visuellement on qualifie de texture brillante ou sombre. La moyenne est élevée si les valeurs numériques sont élevées et contigües. Si les valeurs numériques sont faibles ou si elles ne se répètent pas selon le vecteur de translation utilisé, la moyenne devient faible. Elle demeure dans une catégorie à part parce que spécifique.

Les paramètres de ressemblance ou de dissemblance : Nous citons dans cette catégorie le contraste et la dissimilarité, le moment différentiel inverse ou homogénéité et la similarité. Le contraste indique la concentration des paires de valeurs autour de la diagonale principale de la MCO. Le degré d'éloignement est mesuré par le carré des différences des valeurs i et j . Ainsi plus les paires de pixels ont des valeurs dissemblables plus le contraste devient important. La dissimilarité est mathématiquement très proche du contraste sauf que les différences entre valeurs ne sont pas en puissance. Le Moment différentiel inverse (appelé aussi homogénéité) pour sa part indique avec des fortes valeurs l'inverse du contraste. Plus les valeurs de pixels se ressemblent plus forte est l'homogénéité. La similarité est mathématiquement très proche de l'homogénéité sauf que les différences entre valeurs ne sont pas en puissance. En milieu urbain, en raison de la diversification des objets, ces paramètres peuvent être porteurs d'informations importantes. Par exemple ils peuvent aider à différencier une zone résidentielle (hétéroclite) d'une surface d'eau ou de végétation (plus homogène). Plusieurs auteurs ont noté l'efficacité de ces paramètres dans la discrimination des différentes occupations du sol dans le cas des images optiques (Baraldi et Parmiggiani, 1995; Haralick et *al.*, 1973).

Les paramètres quantificateurs du désordre : Ils comprennent l'entropie et le deuxième moment angulaire (appelé aussi énergie). Ces deux paramètres indiquent d'une

certaine manière la forme de l'histogramme 2-D. Une scène où toute paire de valeurs a la même probabilité d'occurrence, donc un histogramme plat, maximisera la valeur de l'entropie. Le moment angulaire indique la présence des pics dans l'histogramme. À la limite une scène ayant une seule valeur résultera à la valeur maximale du moment angulaire (égale à l'unité) tandis que dans le cas d'un histogramme plat, sa valeur sera proche de zéro. Contrairement au contraste, l'amplitude des écarts des valeurs numériques n'est pas prise en compte. De ce fait, l'entropie pourrait être plus efficace dans des cas où le contraste des valeurs est moins important. Toutefois, en raison de la fonction logarithmique l'entropie pourrait avoir tendance à exagérer des différences minimales. Le moment angulaire fait ressortir également les occurrences des paires de valeurs sans égard aux amplitudes de ces valeurs. Il reste donc influencé par les faibles différences de valeurs numériques dans l'image.

Les paramètres d'écart à la centralité : Cette catégorie regroupe l'écart-type et la corrélation. L'écart-type exprime l'écart d'une valeur numérique à la moyenne du voisinage alors que la corrélation exprime les écarts conjoints d'un couple de valeur numérique par rapport à leur voisinage respectif. Ainsi, pour la corrélation, la notion de ressemblance s'ajoute à celle de l'écart.

Tableau 5.1 : Regroupement des paramètres de texture basé sur leur formulation mathématique. Notations : P_c : probabilité conjointe; N_g : nombre de groupes; σ_i et σ_j : écarts types.

Paramètres de ressemblance/dissembance	
Homogénéité : $\sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \frac{1}{1+(i-j)^2} P_c(i, j)$	Contraste : $\sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} [(i-j)^2] P_c(i, j)$
Similarité : $\sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \frac{P_c(i, j)}{ i-j +1}$ ¹	Dissimilarité : $\sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} [i-j] P_c(i, j)$
Paramètres de désordre	
Entropie : $\sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} -P_c(i, j) \ln [P_c(i, j)]$	Deuxième moment angulaire : $\sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} [P_c(i, j)]^2$
Paramètre moyeneur	
Moyenne : $\sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} i(P_c(i, j))$	
Paramètres de dispersion	
Écart-type : $\sqrt{\sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} (i-\mu)^2 P_c(i, j)}$	Corrélation: $\sum_{i=0}^{N_g} \sum_{j=0}^{N_g} \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)}{\sigma_i \sigma_j} P_c(i, j)$

¹ Nous avons introduit cette formule de similarité afin d'observer l'influence de la puissance de 2 sur le calcul de l'homogénéité

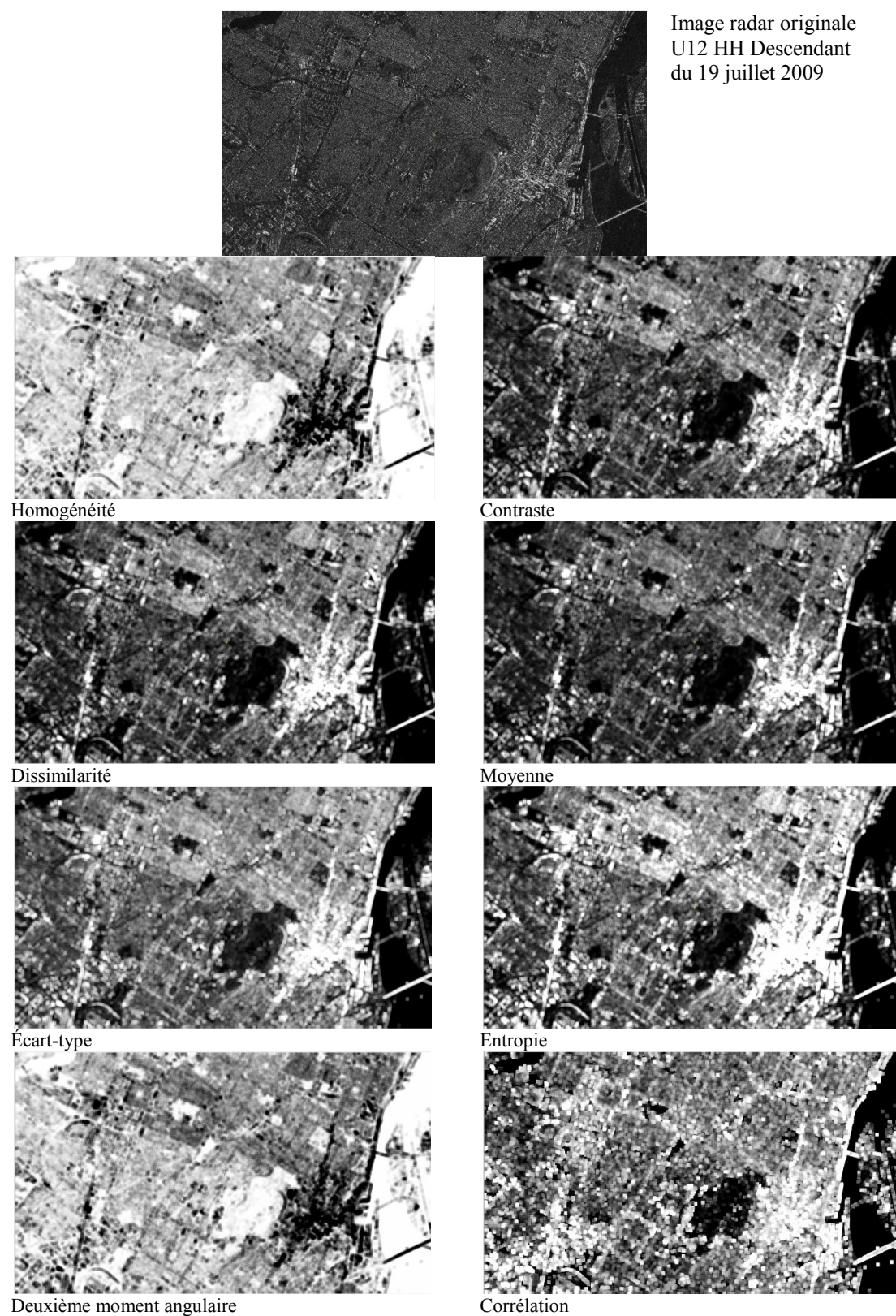


Figure 5.4 : Application de quelques paramètres de texture sur une image RADARSAT-2 ultrafine HH de Montréal

L'utilisation de toutes ces statistiques avec les images optiques en particulier a mis en évidence une série de problèmes dont les principaux sont :

- 1) L'échelle de niveaux de gris utilisée
- 2) Le choix du vecteur de translation
- 3) La taille de la fenêtre du calcul
- 4) La redondance des mesures
- 5) La distribution statistique des paramètres de texture.
- 6) Le volume de données et le temps de calcul

Ces différents problèmes seront examinés par la suite. Dans le chapitre 8 nous présenterons les solutions adoptées dans notre cas.

Valeurs numériques

Le calcul des matrices de cooccurrence nécessite des valeurs de niveaux de gris discrètes. Dans le cas de l'imagerie optique le plus souvent il y a rééchantillonnage de 256 (ou plus) à 32 et même à 16 niveaux de gris. Le but est d'éviter la création des MCO faiblement peuplés tout en accélérant les calculs. En effet, plus les dimensions de la MCO sont grandes, plus grande est la probabilité que la fréquence d'occurrence d'une paire quelconque de valeurs soit très faible voir même nulle. Le plus souvent un rééchantillonnage linéaire est appliqué. Certains proposent aussi l'égaleisation de l'histogramme avant compression pour éviter la formation des plages homogènes des valeurs de gris dans l'image rééchantillonnée. C'est plutôt rare que des corrections radiométriques sont effectuées sur les images (conversion en réflectances) pour que le problème d'un rééchantillonnage des valeurs réelles se pose. Dans le cas du RSO les corrections radiométriques de base sont nécessaires pour enlever le biais introduit par le patron de l'antenne. Le résultat tel que mentionné, sont des données en 32 bits.

Définition du vecteur de translation

Le choix l'ordre de voisinage dans le sens topologique (le pas) est un paramètre important pour le calcul de la texture. Cependant, l'augmentation incessante des capacités

des ordinateurs permet de raffiner ce choix et de l'établir à 1. Quant à l'orientation des calculs, elle peut dépendre des patterns du paysage sur lequel porte l'image. En général, une direction invariante résultant de la moyenne des quatre directions (0, 45, 90, et 135 degrés) est adoptée pour éviter les effets d'orientation et diminuer le nombre d'images de texture (Vansteenkiste et al. 2004). Comme nous le verrons au chapitre 8 cette précaution ne sera pas suffisante pour atténuer de manière substantielle les effets cardinaux présents dans les images.

Taille de la fenêtre de calcul

La taille de la fenêtre d'auscultation de l'image est un paramètre important dans la performance des résultats de classifications. Même s'il n'est pas toujours aisé de cerner du coup une seule taille pour toute une zone (Coburn et al. 2004), il est possible de s'y approcher substantiellement en faisant au préalable des analyses géostatistiques à partir de semi-variogramme.

Redondance des mesures

Plusieurs démontrent l'existence d'une corrélation entre les différents paramètres de texture. Cette redondance des paramètres ne permet pas de faire des gains quant à l'exactitude des classifications. Le calcul des corrélations entre les différentes textures de chaque image permettrait de déterminer les paramètres qui expriment le même type d'information et ainsi d'expliquer les performances des classificateurs avec différentes combinaisons de textures. Une analyse en composantes principales pourrait être utilisée afin d'évaluer les paramètres de texture qui ont la plus grande énergie et qui expliquent le mieux la variabilité de la rétrodiffusion. Plus une texture est corrélée au premier axe principal plus son poids est élevé.

Distribution statistique des paramètres

En raison de la kyrielle de distributions statistiques qui caractérisent en général les images de texture et de la non prévisibilité de celles-ci, nombre de chercheurs optent pour des méthodes de classification de type non paramétriques (Dekker 2003, Datcu et al. 2002, Aiazzi et al. 2002). Par contre d'autres chercheurs en toute connaissance de cause ont préféré des méthodes de classification plutôt paramétriques estimant que le biais entre les distributions réelles et les modèles paramétriques de type multi-normal sont peu significatifs et que les erreurs indues dans ce cas ne valent pas les avantages qu'offrent les modèles paramétriques (Kurosu et al 2001). Dans la même veine d'autres travaux, pour bénéficier de la dimension probabiliste utilisent des algorithmes de classification paramétrique basé sur le maximum de vraisemblance (Krylov et Zerubia, 2011; Yueh et al., 1988; Frost et Yurovsky, 1985). Caloz et Collet (2001) notent que même si la nature ne rime pas parfaitement avec l'hypothèse de distribution multi-normale sur les signatures des classes du fait de leur hétérogénéité, les autres distributions ne sont guère plus favorables.

Volume de données et temps de calcul

Comme nous l'avons mentionné une façon de réduire le temps de calcul consiste à réduire le nombre de niveaux de gris de l'image. Certaines solutions informatiques ont été proposées dont la plus utilisée est l'algorithme d'Unser (1986). Dans notre cas nous n'avons pas pris en compte le temps de calcul et la méthode de calcul de cooccurrence a été appliquée tel quel.

Chapitre 6- L'effet cardinal et sa compensation

L'effet cardinal est la tendance d'un radar à produire des échos très forts à partir d'un patron de rues de ville ou de tout autre objet linéaire, plus ou moins perpendiculairement orienté vers le faisceau du radar. Il se nourrit essentiellement des réflexions en coin et dépend de l'alignement des diffuseurs par rapport au front de l'onde incidente. Après avoir revu la définition physique de ce phénomène (section 6.1) nous présenterons notre approche pour étudier, modéliser et développer un algorithme de compensation de cet effet (section 6.2).

6.1 Définition et approches de modélisation

Nous avons discuté dans la partie I du phénomène de résonance de Bragg qui se manifeste lorsque des nombreux diffuseurs, comme dans le cas d'un terrain rugueux, forment des structures régulières périodiques dans la direction de la portée et dont la période est approximativement égale à la moitié de la longueur d'onde. Dans ce cas les réponses de ces diffuseurs élémentaires sont en phase et donc renforcées mutuellement d'une façon cohérente. Les surfaces apparaissent alors beaucoup plus brillantes que leur environnement où les réponses des diffuseurs ne sont pas en phase. Un phénomène analogue se passe lorsque les diffuseurs sont alignés dans la direction azimutale et leur alignement est illuminé par le même front d'onde en portée. Selon Raney (1998) ce phénomène se manifeste lorsque l'alignement de diffuseurs ne dévie pas plus que $\lambda/8$ de la position du front d'onde sphérique à la portée R . On peut ainsi calculer la longueur maximale de l'alignement où cet écart est respecté comme étant :

$$X \sim \sqrt{\lambda R}$$

Ainsi les signaux provenant des diffuseurs sont renforcées mutuellement d'une façon cohérente et la brillance de ces diffuseurs est beaucoup plus forte que dans le cas des alignements des diffuseurs qui ne respectent pas cette condition. Ce phénomène se nomme «effet cardinal» (ou effets cardinaux). Cette appellation a ses origines aux premières études avec des images radar des milieux urbains où la manifestation de ce

phénomène était expliquée par l'orientation des façades de bâtiments par rapport aux quatre points cardinaux et la direction d'illumination du radar.

Ce phénomène se manifeste aussi dans le cas des milieux agricoles selon l'orientation des sillons et même dans le cas des surfaces des vagues en mer selon leur direction par rapport à l'orientation du faisceau (Raney 1998). C'est par ailleurs avec des images des champs agricoles que l'on commence à étudier ce phénomène (Ulaby et al. 1979, 1986). On rapporte alors que la sensibilité des coefficients de rétrodiffusion à ces effets est plus grande pour les basses fréquences (1.1 GHz ou environ 27 cm de longueur d'onde) et tend à s'estomper à des hautes fréquences (<4.25 GHz ou environ 7 cm de longueur d'onde). Les coefficients de rétrodiffusion en polarisation parallèle présentent la plus grande sensibilité tandis que ceux en polarisation croisée sont quasi indépendants de l'orientation des sillons vis-à-vis l'axe d'orientation du faisceau et ce peu importe l'angle d'incidence du faisceau et la fréquence des ondes. Plus récemment, Gauthier et al. (1998) ont proposé un modèle de compensation de ces effets en milieu agricole sur les images ERS (bande C; polarisation VV) en effectuant un ajustement linéaire des brillances en fonction de la différence entre l'orientation des sillons et celle du faisceau radar. En raison de la géométrie des bâtiments et la complexité de la structure du bâti, une modélisation des effets cardinaux comme celle proposée par Gauthier ne nous semble pas applicable directement à des milieux urbains.

Dans le cas des environnements urbains, bien que les premières études de ce phénomène datent des années 1970 (e.g. Bryan, 1979), il n'a pas eu, du moins à notre connaissance, d'effort de modélisation. Forster et al. (1997) proposent la fusion d'images en orbite ascendante et descendant pour réduire ces effets, tenant compte du fait que l'effet cardinal dans une portion quelconque d'un milieu urbain n'apparaîtra que sur une seule de deux images. Ils suggèrent aussi une approche de modélisation qui se baserait sur une connaissance a priori de l'orientation d'un alignement de bâtiments par rapport au faisceau radar. Selon eux une compensation est nécessaire seulement si la normale à un alignement de bâtiments coïncide avec la direction du faisceau incident ou dévie jusqu'à $\pm 20^\circ$. Dans ce cas on peut introduire la formulation de la section efficace (SER) d'un

réflecteur diédrique comme modèle de compensation. La SER est une caractéristique physique intrinsèque d'un objet. Elle indique l'importance relative de réflexion d'un faisceau électromagnétique que provoque cet objet. La SER dépend de la forme de l'objet, de sa constitution (matériaux) de la longueur d'onde, des angles d'incidence et de réflexion du rayonnement ainsi que de la configuration de polarisation (Skolnik, 1990; Merrill, 1990). En milieu urbain et en polarisation HH, elle est dominée par les rétrodiffusions des façades et des toits des bâtiments et de ce fait reste fortement influencée par la structure du plan de la ville. La figure 6.1 montre quelques exemples de modèles de la SER pour des objets de géométrie simple. Plus récemment, Lee (2001) s'est intéressé au phénomène en mettant au point un filtre qui permet de réduire les échos des secteurs de l'image où les réponses sont trop fortes. Cependant l'application de ce filtre s'effectue lors du traitement des signaux bruts radar en portée, dont un utilisateur a rarement accès.

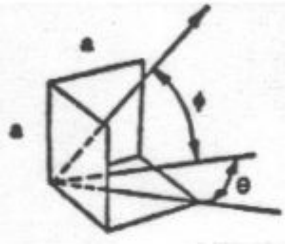
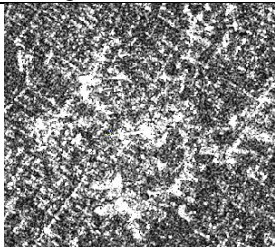
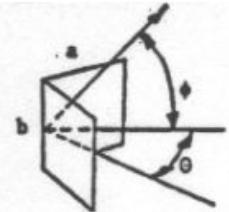

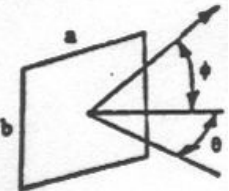
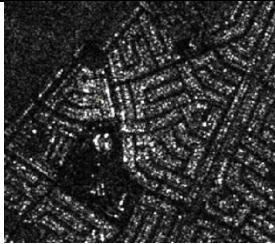
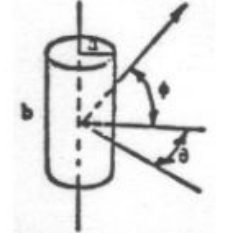

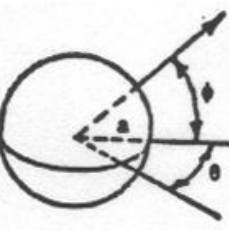

Géométrie de l'objet	Valeur maximale du SER	Exemple	Remarque
<p>(1)</p> 	$\sigma = \frac{12\pi a^4}{\lambda^2}$ <p>Surfaces à angles droits de trois faces, forçant l'énergie radar à se rediriger vers l'antenne. Forme fréquente en milieux urbains denses et la plus forte en rétrodiffusion</p>		<p>Il s'agit ici de réflexion multiple dont une bonne partie serait triédale triple. L'image représente une partie du centre ville de Montréal</p>
<p>(2)</p> 	$\sigma = \frac{8\pi a^2 b^2}{\lambda^2}$ <p>Surfaces à angle droit de deux faces, qui concentrent l'énergie radar entraînant une forte rétrodiffusion.</p>		<p>L'énergie concentrée est en toute proportion gardée un tiers (1/3) moins importante que dans le cas précédent</p>
<p>(3)</p> 	$\sigma = \frac{4\pi a^2 b^2}{\lambda^2}$ <p>Rétrodiffusion limitée à une seule surface. Type de rétrodiffusion des toits de bâti isolé ou de façade.</p>		<p>L'énergie concentrée est en toute proportion gardée la moitié de la forme précédente</p>
<p>(4)</p> 	$\sigma = \frac{2\pi a b^2}{\lambda}$ <p>Elle est la quatrième en importance de rétrodiffusion. Forme fréquente en zones industrielles.</p>		<p>Zone industrielle parsemée de citernes. La nature métallique des objets accentue la rétrodiffusion.</p>
<p>(5)</p> 	$\sigma = \pi a^2$ <p>Forme caractéristiques de quelques immeubles publics ou encore de zone industrielle. Cette morphologie ne souffre pas problèmes d'orientation.</p>		
<p>(6)</p> 	$\sigma = L^2 f(\theta, \phi)$ <p>La rétrodiffusion est faible.</p>		

Figure 6.1 : SER selon Knott (1985) et exemples extraits du milieu d'étude.

6.2 Développement d'un algorithme de compensation : problématique

La figure 6.2 montre un extrait d'une image RADARSAT-2 en polarisation double en orbite descendante de la région de Montréal. Les effets cardinaux sont nettement manifestes sur l'extrait en polarisation VV. En polarisation VH ce phénomène n'est pas évident. Un calcul rapide pour les paramètres de RADARSAT-2 (Altitude d'environ 800 km et longueur d'onde de 5,6 cm) pour les deux angles de visée extrêmes de l'intervalle d'intérêt de 20^0 et de 50^0 nous donne respectivement $X \sim 220$ m et $X \sim 270$ m. On peut observer par les images couleur de la figure 6.2 que seuls les alignements des bâtiments orientés perpendiculairement au faisceau radar présentent ce phénomène en polarisation VV et leur longueur maximale est de l'ordre de 225 m tel que prévu par l'équation précédente.

Cependant comme on peut le constater par ces images il est fort complexe de localiser exactement les diffuseurs dont la réponse apparaît rehaussée par l'effet cardinal même si nous possédons la connaissance a priori (par exemple par une carte topographique) de l'orientation d'un alignement de bâtiments par rapport au faisceau radar tel que suggéré par Forster et al. (1997). La longueur de l'alignement qui peut être variable selon la disposition des bâtiments, la présence des diffuseurs isolés ayant une brillance similaire, les occlusions de certains diffuseurs dans l'alignement sont parmi les sources de cette complexité. Il n'est pas évident non plus que le signal de base d'un bâtiment provient principalement d'une réflexion diédrique comme Forster et al. (1997) le proposent. À cet effet nous pouvons citer Dong et al. (1998) qui, après décomposition des matrices de diffusion obtenues par RSO aéroporté polarimétrique, évalue la contribution des trois composantes de base d'un signal en polarisation HH ou VV : double bond (diédrique), bond impair (simple, triple, etc.) et Bragg. Le tableau 6.1, extrait de leur article, montre cette contribution en termes de pourcentage en bande C pour deux groupes de bâtiments analysés avec les mêmes caractéristiques (deux à trois paliers, murs de briques bien exposés au faisceau, toiture pentue aux alentours de 30^0 de l'horizontal). Le 1^{er} groupe (A) se trouve à portée proximale (environ 30^0) tandis que le second (B) à portée distale (environ 60^0). Les rapports des coefficients de rétrodiffusion en polarisation croisée et

parallèle sont également présentés ce qui nous donne une idée du degré de dépolarisation du signal par les bâtiments avec cette configuration particulière.

Tableau 6.1 : Composantes du signal provenant de deux groupes des bâtiments résidentiels (adapté de Dong et al. 1998; Table I, page 936).

Groupe	HH (%) – VV(%)			Rapport	Rapport
	Double	Impair	Bragg	VH/HH	VH/VV
A	40 - 22	60 - 78	0 - 0	6,9	9,2
B	71 - 50	29 - 50	0 - 0	8,7	15,2

Dans notre exemple où les maisons sont basses avec des toitures pentues et avec beaucoup d'éléments (végétation) à leur devanture il n'est pas exclu qu'un plus grand pourcentage du signal provient du bond simple par les toitures que celui donné par Dong et ses collaborateurs.

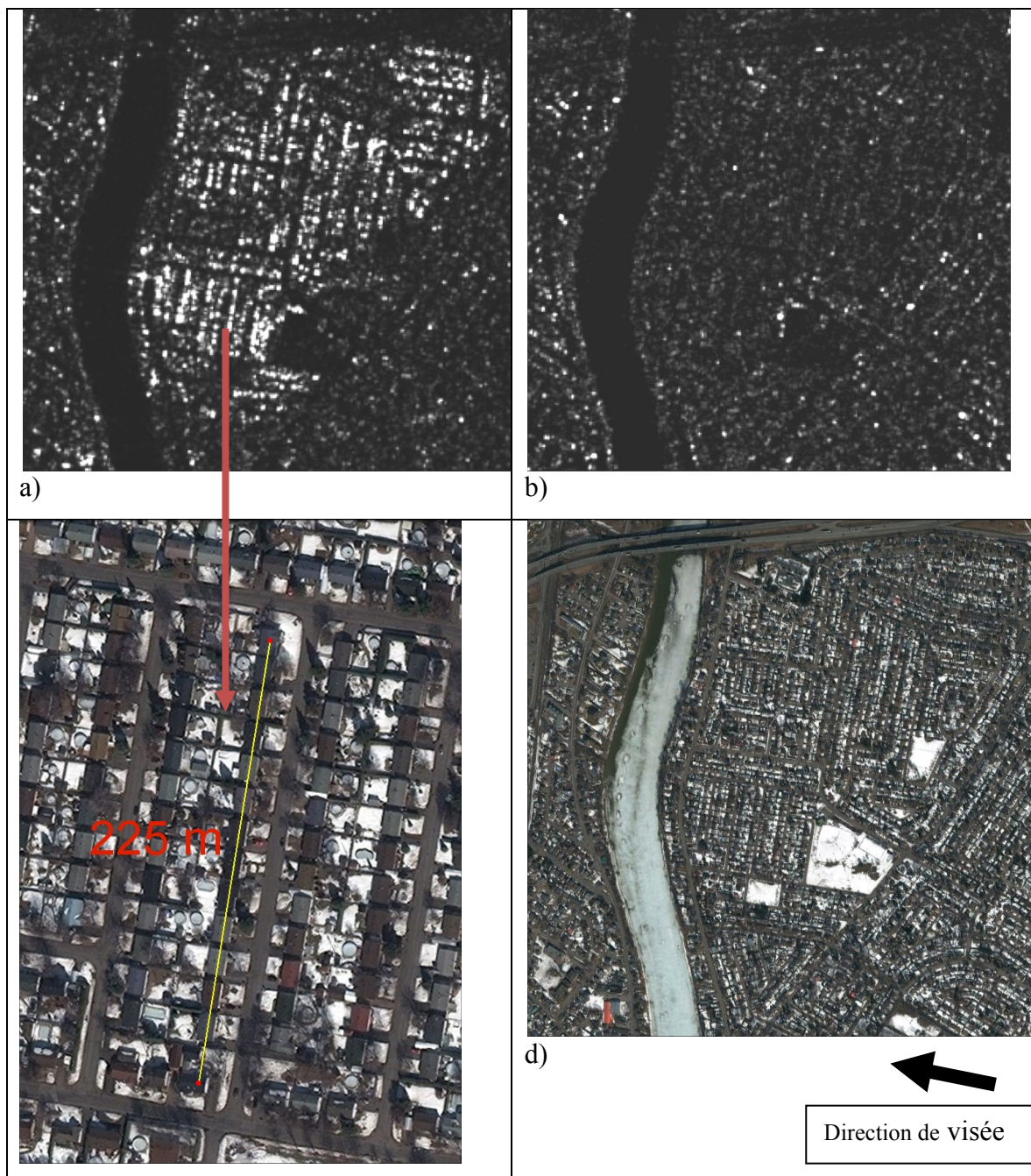


Figure 6.2 : a) et b) Extrait de l'image RADARSAT-2 F3 du 15-01-2009, polarisations HH HV, orbite descendante. c) et d) Illustration Google Earth.

Compte tenu de cette analyse préliminaire nous avons décidé d'élargir la définition de l'effet cardinal pour parler d'un phénomène de la variation de la rétrodiffusion de tout bâtiment en fonction de l'orientation de ses façades, peu importe si ce bâtiment fait partie d'un alignement de bâtiments qui respecte les conditions strictes de manifestation de l'effet cardinal tel que défini précédemment. Ceci nous permet d'adopter une autre

approche pour aborder le problème du développement d'un algorithme de compensation que nous considérons plus simple à mettre en oeuvre. C'est une approche plus statistique par l'examen des images réelles en fonction l'orientation de leurs façades par rapport au radar telle que connue par une carte topographique détaillée des lieux. La mise en application de cette approche sera présentée en détail dans les chapitres qui suivent. Ici seul notre raisonnement sera étayé.

Tout bâtiment a ce qu'on appelle ici «une aire de rétrodiffusion» variable selon sa disposition dans l'espace par rapport à la direction et l'angle d'illumination par le radar ainsi que ses caractéristiques géométriques. Comme exemple nous présentons ici l'image d'un édifice faisant face au radar sur des images RADARSAT-1 avec deux angles de visée différents (figure 6.3). On peut observer que dans ce cas l'aire de rétrodiffusion peut dépasser largement le périmètre du bâtiment à cause du phénomène d'inversion. Si nous pouvons délimiter ces aires de rétrodiffusion même approximativement en utilisant un modèle de simulation radar, nous aurons la possibilité de créer des masques pour échantillonner les images réelles bâtiment par bâtiment. Nous pouvons par la suite à l'aide des données cartographiques disponibles attribuer les pixels à l'intérieur des masques à des classes d'orientation des façades par rapport à la direction d'illumination. Nous pouvons ainsi analyser les tendances dans la réponse et ajuster les paramètres d'un modèle de la SER de sorte à modéliser la réponse relative des bâtiments selon l'orientation principale de leur façade par rapport à la réponse des bâtiments dont les façades sont perpendiculaires à la direction de visée du radar. Lors d'une application de l'algorithme de compensation nous pouvons via encore les données cartographiques ajuster la réponse du bâtiment sur l'image réelle en appliquant le modèle avec les coefficients d'ajustement appropriés. Pour matérialiser cette approche il faut trouver un simulateur approprié et choisir un modèle de SER parmi ceux présentés à la figure 6.1. Nos choix sont justifiés dans les paragraphes qui suivent.

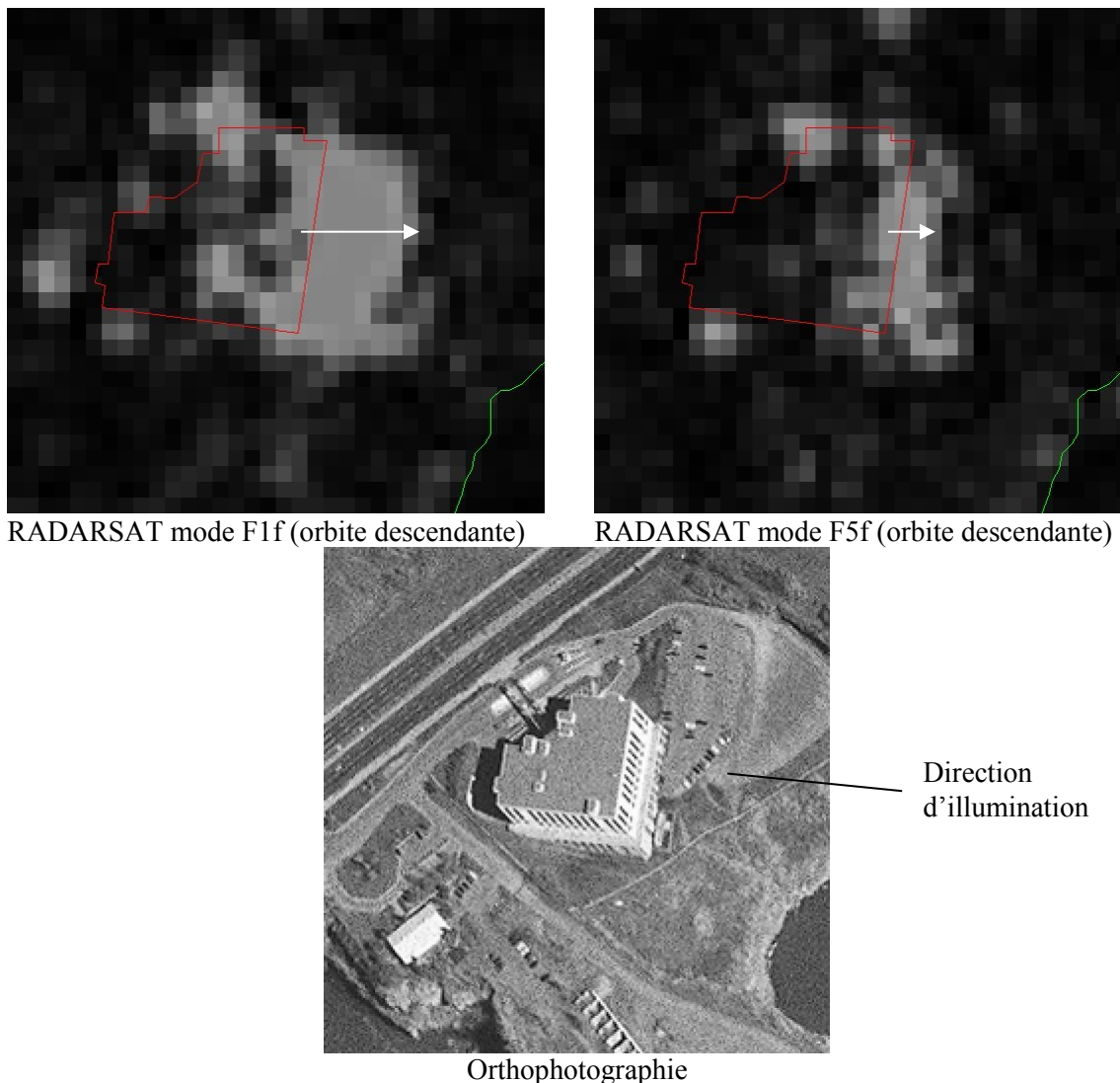


Figure 6.3: Manifestation du phénomène d'inversion de l'objet (layover) sur deux orthoimages RADARSAT-1 en orbite descendante (pixel de 5 m). En rouge l'emprise au sol du bâtiment et en vert le contour du lac tels que spécifiés dans la carte topographique numérique au 1 :20 000. Le déplacement (marqué par une flèche) est plus d'une trentaine de mètres sur la F1f ($V \sim 38,75^\circ$) tandis qu'elle est d'une vingtaine de mètres sur la F5f ($V \sim 46,7^\circ$).

6.2.1 Choix du simulateur

Le tableau 6.2 dresse une typologie des simulateurs radar. Il se base principalement sur cinq paramètres dont le type d'intrant et d'extrant, le modèle adopté pour produire l'image ainsi que la capacité à calculer les coefficients de rétrodiffusion. Nous les regroupons comme suit :

- les simulateurs sans chatoisement qui concernent essentiellement la modélisation géométrique.
- les simulateurs statistiques dont le rôle est de modéliser une distribution donnée avec le chatoisement associé,
- les simulateurs hybrides.

D'explicites développements ont été faits à ce sujet dans Polidori (1996) et dans Balz (2010). Le réalisme des images simulées dépend surtout de la finesse des modèles numériques de terrain ou de surface mais aussi en partie du type de distribution de chatoisement appliqué. Les modèles combinant les aspects géométriques et statistiques sont les plus nombreux et les plus réalistes.

Tableau 6.2 : Typologie des simulateurs radar.

	Fondement de la classification				
	Intrant et extrant	extrant	calcul du coefficient de rétrodiffusion	Le modèle	extrant
Auteur	Marconi Research Center	Franceschetti et al. (1995)	Leberl (1990)	Anonyme	Polidori (1996)
Nb de classes	3	2	3	4	3
Caractéristique des familles de simulateurs	<ul style="list-style-type: none"> -Simulation à partir des propriétés géométriques et de l'utilisation du sol. - crée une image en apparence réaliste. Les chatoissements sont déduits de calculs statistiques. - Se base sur des images radar réelles de scène comparables. 	<ul style="list-style-type: none"> Différencie simulateur de données brute et celle d'image SAR. Donne directement des images en amplitude 	<ul style="list-style-type: none"> -Détermine le coefficient de rétrodiffusion - le coefficient de rétrodiffusion est déduit d'une image réelle provenant d'un paysage comparable. - le coefficient de rétrodiffusion est directement produit à partir d'un modèle physique 	<ul style="list-style-type: none"> - Simulateurs de cibles radar - calcul de la SER de cibles uniques - Simulateur de paysage à partir de données en 2.5 D - Distingue le fond (back ground) de la cible. Applique un modèle simplifié au back-ground 	<ul style="list-style-type: none"> - Simulateurs géométriques (e.g. Guindon 1992) - Simulateurs radiométriques (e.g. Guindon 1992) - Simulateurs du chatoisement

La figure 6.4 en donne les principes généraux de fonctionnement et les divers niveaux de complexité. On part en général des paramètres tels que l'angle d'incidence, l'altitude de la plateforme, la longueur d'onde du système RSO et des paramètres du milieu cible pour créer une image dont les traits radiométriques et géométriques se rapprocheraient de ceux d'une image réelle. Cet exercice a pour intérêts entre autres : la prédiction des performances de l'image pour une cartographie donnée, le choix éclairé des directions de vol, la minimisation des effets

géométriques néfastes, la facilitation des interprétations des images et une meilleure compréhension des produits.

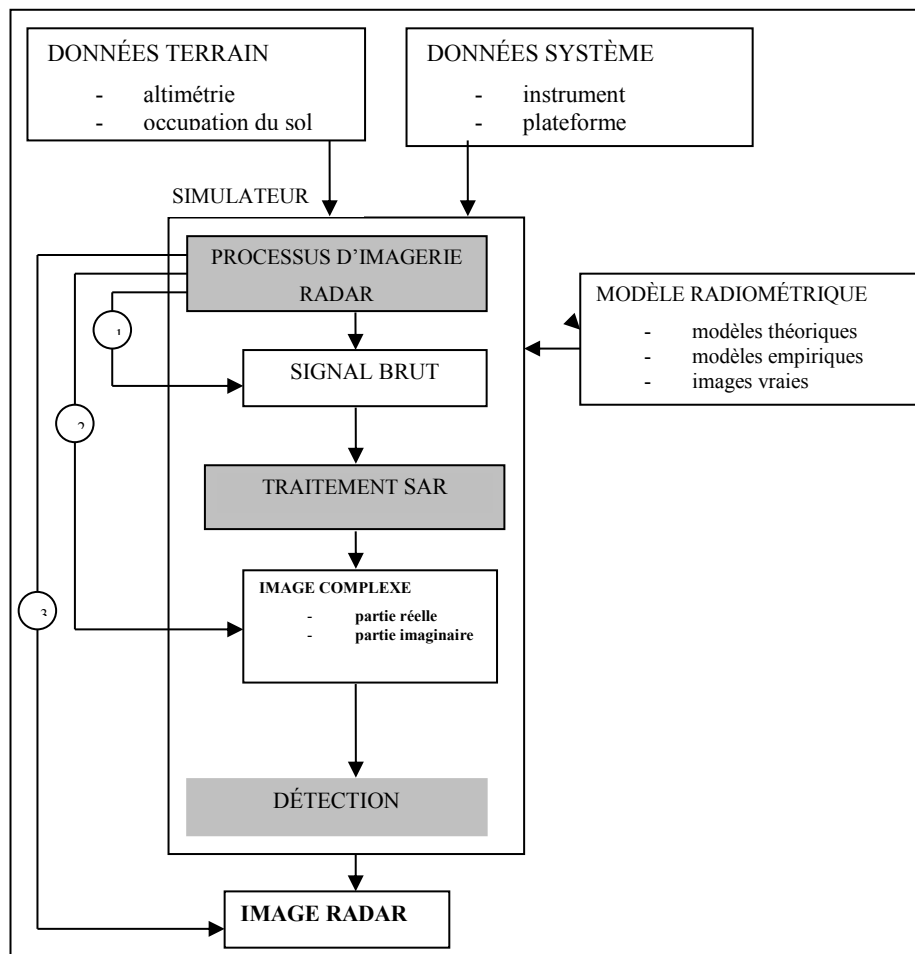


Figure6.4 : Principe général de la simulation d'images radar et principaux niveaux de complexité, notés 1, 2 et 3 du plus complexe au plus simple (adapté de Polidori, 1997).

Dans le cadre de cette étude nous avons retenu le simulateur proposé par Guindon et Adair (1992). C'est un simulateur simple à mettre en œuvre pourvu que l'on dispose d'un modèle numérique d'altitude. En ajoutant la position des bâtiments et leurs caractéristiques géométriques il est capable de créer leurs aires de rétrodiffusion, tel qu'illustré par la figure 6.3, et ce en fonction des paramètres d'opération du radar (orientation de l'orbite et angle de visée). De plus ce simulateur est disponible à partir du logiciel Géomatica. Les spécificités de ce simulateur ainsi que son utilisation dans notre cas sont expliquées dans la partie III.

6.2.2 Choix du modèle du SER

Comme modèle du SER nécessaire pour l'application de l'algorithme de compensation, nous opté pour un modèle de surface plane (Figure 6.1, cas (3)). L'ajustement de ce modèle exige l'estimation de deux paramètres reliés aux dimensions de la surface ainsi que les paramètres d'opération du radar (angle d'incidence et orientation). Ces paramètres sont supposés connus. Ce modèle selon nous est le plus représentatif des cas de rétrodiffusion en milieu urbain par rapport aux perspectives du capteur. Les détails d'application seront évoqués dans les dans la partie III.

PARTIE III- MÉTHODES, ANALYSES TEXTURALES ET COMPENSATION DES EFFETS CARDINAUX

Après un bref développement de la méthodologie, cette partie traite de la recherche des paramètres de textures les plus pertinents pour la discrimination des occupations du sol. Elle présente également l'algorithme développé pour la compensation des effets cardinaux pour des images à polarisations parallèles et croisées. Une démonstration de l'utilité de cet algorithme est réalisée au travers de la comparaison de classifications issues d'images compensées et non compensée.

Chapitre 7- Approche méthodologique

7.1 Aperçu général

La figure 7.1 montre sous forme d'organigramme l'approche méthodologique suivie dans notre recherche. Après avoir choisi nos sites à l'étude, les images RADARSAT et autres données pertinentes ainsi que les classes d'occupation du sol à rechercher, nous passons à l'étape de prétraitements pour préparer nos données en vue de leur analyse. Les images prétraitées serviront aux calculs des paramètres de texture par pixel et la génération d'images de texture qui, par la suite (chapitre 8), seront soumises à une série d'analyses visant à définir les paramètres les plus discriminants des classes d'occupation du sol recherchées. En parallèle les images prétraitées seront soumises à des analyses afin de mieux circonscrire la nature des effets cardinaux et ainsi pouvoir développer un algorithme de compensation de ces effets (chapitre 9). Finalement, après application de l'algorithme de compensation sur les images prétraitées et un nouveau calcul des meilleurs paramètres texturaux établis précédemment, des tests de classification seront effectués afin d'établir la pertinence et l'efficacité de l'algorithme de compensation (chapitre 9). Les sections qui suivent décrivent ces étapes avec plus de détails.

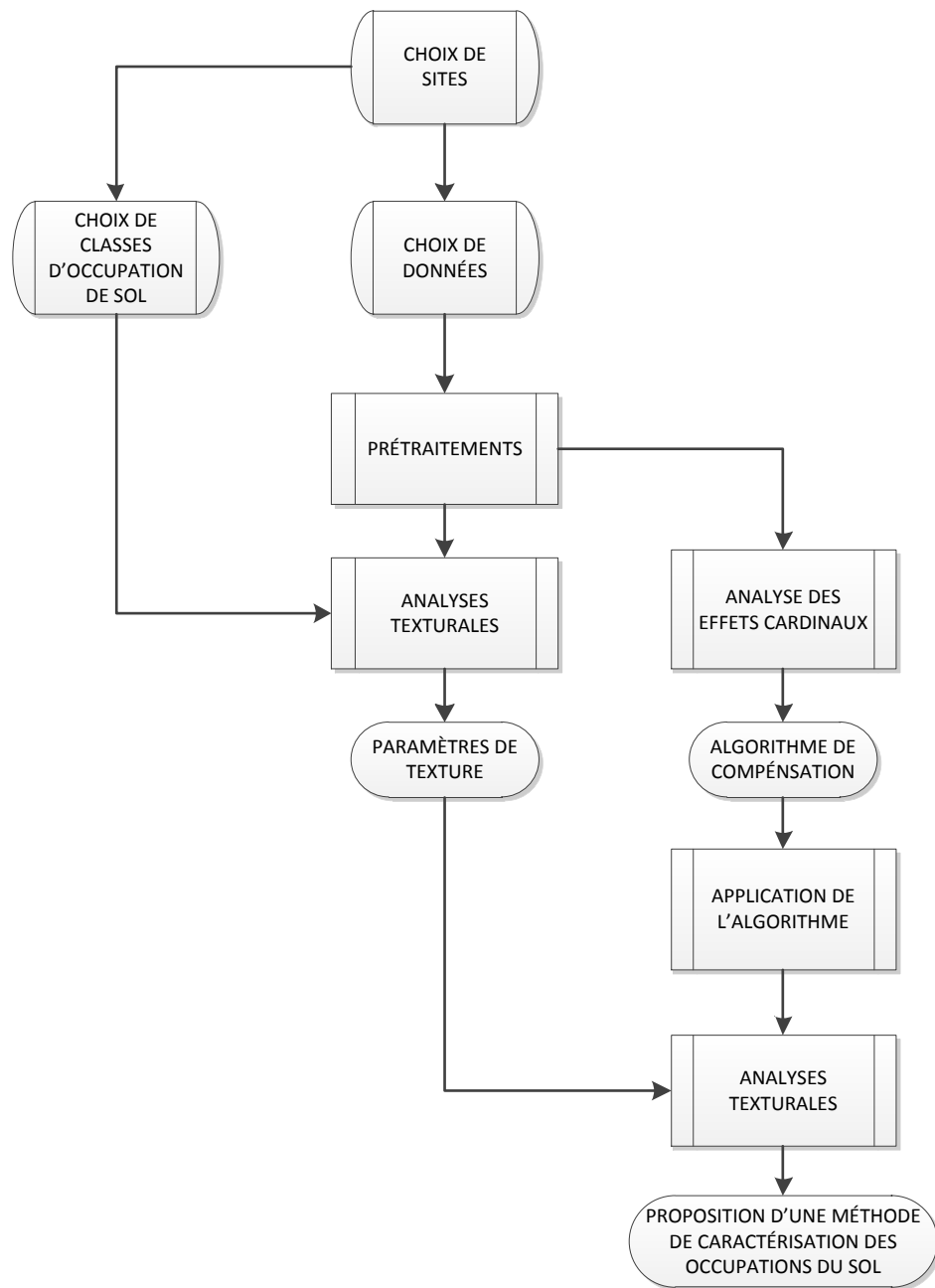
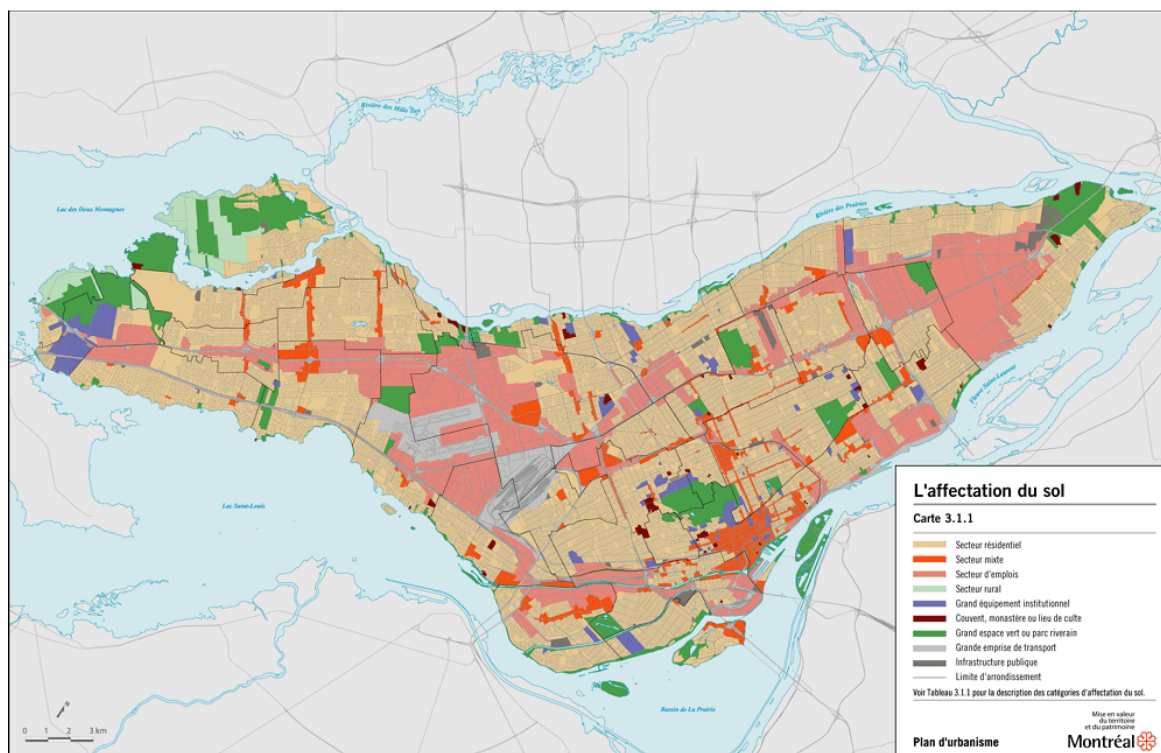


Figure 7.1 : Étapes de l'approche méthodologique suivie dans cette recherche.

7.2 Sites à l'étude

Tel que mentionné au chapitre 1, notre principal site à l'étude est l'île de Montréal. C'est un milieu urbain typique des villes Nord-Américaines avec une délimitation nette, à quelques exceptions près, des différentes affectations du sol : résidentielle, industrielle, commerciale, etc. (figure 7.2).



http://ville.montreal.qc.ca/portal/page?_pageid=5798,41435562&_dad=portal&_schema=PORTAL

Figure 7.2 : Différentes affectations du sol dans l'île de Montréal.

L'architecture résidentielle y est constituée de maisons en rangée, maisons contiguës ou semi-détachées, maisons à logements multiples, de villas etc. L'architecture publique regroupe de grands bâtiments (écoles, universités, musées, hôpitaux, institutions gouvernementales, etc.) le plus souvent s'étendant sur de grandes surfaces et sur plusieurs paliers. Généralement de toit plat, ces constructions sont relativement récentes. L'architecture industrielle et commerciale est typique d'une gamme d'industries allant du textile à l'aérospatiale en passant par les diverses industries de transformation. Elle est constituée de grands bâtiments souvent de forme très simple couverts de matériaux

métalliques. Les industries légères et touristiques (hôtels) sont très bien intégrées à l'agglomération tandis que les industries lourdes ou polluantes sont situées plus au nord de la ville. Les matériaux² de parement utilisés dans la construction des bâtis peuvent être classés en trois catégories : les pierres, le béton armé, et les briques (Benoît, 1991). Quant à la structure de la ville, elle est loin d'être uniforme. En effet une simple observation des rues montre que celles-ci connaissent toutes sortes d'orientations ce qui donne souvent des îlots non seulement rectangulaires, mais aussi en étoile (ex : Ville Mont-Royal), semi-circulaires (un peu partout dans la ville) pour n'en nommer que les principales.

La validation de notre méthode de compensation des effets cardinaux s'est également faite sur la ville de Sun-City, AZ, USA, spécifique pour la structure circulaire de ses quartiers. En effet, Sun-City est un parfait modèle pour illustrer les effets cardinaux qui affectent l'imagerie radar en milieu urbain (Hardaway et al., 1982, Henderson et Lewis, 1998).

7.3 Données

7.3.1 Imagerie radar

Une quarantaine d'images RADARSAT-1 et RADARSAT-2 couvrant l'île de Montréal étaient disponibles. Les images RADARSAT-1 en mode fin (polarisation HH) étaient acquises entre 1998 et 2003 à différentes périodes de l'année et selon différentes positions du faisceau (F1, F2, F4 et F5). Pour leur part, les images RADARSAT-2 étaient acquises entre 2009 et 2011 en mode fin (polarisations double et quadruple) ainsi qu'en mode ultrafin (polarisation simple). Les positions du faisceau variaient comme suit : (a) en mode fin et polarisation double, entre F2 (environ 33^0) et F5 (environ 46^0); (b) en mode fin et polarisation quadruple, entre FQ1 (environ 19^0) et FQ7 (environ 26^0) et (c) en mode ultrafin, entre U8 (environ 36^0) et U12 (environ 38^0). Une attention particulière a

² Nous ne citons pas ici le bois, ce matériau ayant été interdit définitivement vers les années 1900 pour des raisons d'incendies.

été portée aux conditions météorologiques prévalant avant chaque acquisition. En effet, tel que mentionné dans les chapitres précédents, Fiset (2005) en analysant des images RADARSAT-1 de la région de Montréal, constata des confusions entre les textures des certains types de milieux bâtis et des milieux boisés lorsque les images étaient acquises pendant ou quelques heures après un événement pluvieux. Dix-sept images composées d'acquisitions RADARSAT-1 et 2 ont été ainsi retenues pour notre étude (Tableau 7.1). Les conditions météorologiques prévalant avant et lors de leur acquisition sont en général acceptables (peu de précipitation).

Tableau 7.1 : Images RADARSAT-1 et RADARSAT-2 utilisées dans cette étude.

	Mode	Polarisation	Date d'acquisition (J)	Orbite	Précipitation en mm		
					48h avant	24h avant	(J)
RADARSAT-2	U12	HH	19-Juillet-2009	Descendant	T	3.8	0.2
	F 3	HH, HV	15-Janvier-2009	Descendant	2.4	0	0
	F4F	HH, HV	17-Février-2009	Ascendant	0	T	0
	FQ1	HH, HV, VH, VV	27-Août-2010	Descendant	0	T	0
	FQ7	HH, HV, VH, VV	1-Septembre -2009	Ascendant	2.4	0	0
RADARSAT-1	F4n,	HH	4-Février-2003	Descendant	0.2	0	19.6
	F4n	HH	3-Juillet-2002	Descendant	0	0	T
	F4f	HH	21-Aout- 1999	Ascendant	0	0	0
	F4n	HH	14- Septembre 1999	Ascendant	0	0.5	9
	F4n	HH	15-Juin-1998	Ascendant	3	5.5	12
	F4f	HH	23-Avril-1999	Ascendant	0	0	0
	F4n	HH	2-Aout 1998	Ascendant	0	0	0
	F2	HH	30- Avril-1999	Ascendant	0	0	0
	F2	HH	28-Aout-1999	Ascendant	0	0	0
	F4f	HH	1-Novembre- 1999	Ascendant	0	0	0
	F2	HH	8-Novembre-1999	Ascendant	0	0	0
	F4n	HH	28-Juillet-1999	Ascendant	T	0	0

*T= trace de précipitations.

7.3.2 Données vectorielles

Les couches vectorielles des feuillets topographiques au 1 : 20 000 des courbes de niveau ainsi que des points cotés en altitude ont servi pour former un modèle numérique d'altitude (MNA) utilisé pour l'orthorectification des images RADARSAT, tandis que la couche des routes a servi, d'une part pour l'orthorectification des images et d'autre part pour évaluer les angles d'orientation des bâtiments.

Nous nous sommes également servis des feuillets au 1 :1000 pour construire un modèle numérique de surface (MNS) utilisé pour les simulations d'images radar comme il le sera question plus loin.

7.4 Prétraitements

7.4.1 Corrections radiométriques et géométriques des images RADARSAT

Les prétraitements des images retenues (Tableau 7.1) ont été réalisés à l'aide des fonctions spécifiques de PCI Geomatica 10. Pour les images RADARSAT-1, la chaîne de traitements comprend diverses fonctions incluant la lecture des images, le calcul des angles d'incidence et la conversion des valeurs numériques en coefficients de rétrodiffusion σ^o . Dans notre cas σ^o était exprimé en amplitude (unité m^2/m^2 ; format 32 bits). Il importe de noter ici que les angles d'incidence nécessaires à l'estimation de σ^o par pixel inclus dans les métadonnées ne sont valides que pour un terrain plat. Compte tenu du peu de relief de l'île de Montréal nous avons considéré que l'utilisation de ces angles n'introduit pas un biais significatif aux valeurs de σ^o . Les images RADARSAT-2 ont subi le même processus de traitement à partir du module OrthoEngine de Geomatica où sont regroupées les fonctions ci-dessus citées. Les images en amplitude ainsi obtenues ont été orthorectifiées à l'aide du MNA créé à partir des cartes topographiques au

1 :20 000. Les images orthorectifiées ont été rééchantillonnées à des résolutions géométriques de 5 et 3 mètres pour les acquisitions respectivement en mode fin et en mode ultrafin.

7.4.2 Confection d'un Modèle Numérique de Surface (MNS)

Les feuillets topographiques au 1 : 1 000 qui sont à la base de la confection du MNS utile aux simulations d'images radar intègrent les pourtours des bâtis, dans bien des cas, les altitudes de ceux-ci, ainsi que quelques rares détails sur la morphologie des toits. Ils comprennent aussi les points cotés en altitude du sol, les rues, les positions des arbres, etc. Les données sur les bâtiments ainsi que les points cotés ont été traitées à l'aide du logiciel ArcGIS de ESRI. Près de 200 000 points cotés ont été utilisés pour la création d'un modèle numérique d'altitudes (figure 7.3). Leur densité est suffisante pour créer un MNA détaillé. L'exactitude planimétrique des points est de l'ordre du dixième du mètre.



Figure 7.3 : Points cotés (cartes 1 : 1000) ayant servi à la création du MNA.

Plusieurs traitements étaient nécessaires pour la création du MNS, en résumé :

- 1) Polygonisation des pourtours des bâtiments. En raison de quelques erreurs de numérisation sur le fichier original, certains polygones ont été perdus. Nous avons pu quand même récupérer environ 90% des bâtiments inclus dans la couche vectorielle;
- 2) Jointure spatiale. Cette opération, de type plus proche voisin, permettait d'associer les altitudes des bâtiments et celles du sol environnant aux polygones des bâtiments.
- 3) Calcul de la hauteur des bâtiments. Pour ce calcul nous avons considéré la différence entre les champs des altitudes des bâtiments et celui du point coté le plus proche. Ce calcul ne se réalisait que dans les conditions où le point coté se trouvait dans un rayon maximale de 10 mètres par rapport au bâtiment.

- 4) Création d'un modèle numérique de surface (MNS). Afin d'éviter les problèmes de lissage dus aux interpolations, nous avons procédé par deux étapes. La première étape consiste à produire deux modèles numériques de terrain dont le premier est basé exclusivement sur les points cotés au sol tandis que le second modèle est fait sans interpolation à partir de l'altitude du bâti. En émettant l'hypothèse que le bâti est toujours plus élevé que le niveau du sol, il est permis de combiner les deux modèles à l'aide d'un programme qui se charge de prendre le maximum des valeurs des deux modèles. On évite ainsi, les surestimations des altitudes autour des bâtiments en raison des interpolations, de même qu'on préserve la forme des bâtiments.

La figure 7.4 montre une vue oblique d'une portion du MNS (centre-ville de Montréal) ainsi obtenu. La quantification des altitudes a été faite sur une échelle de 32 bits.

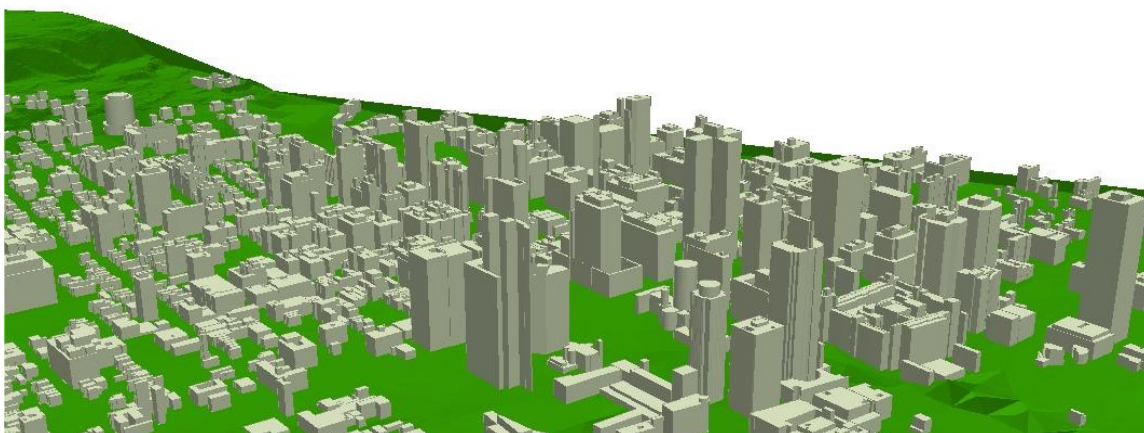
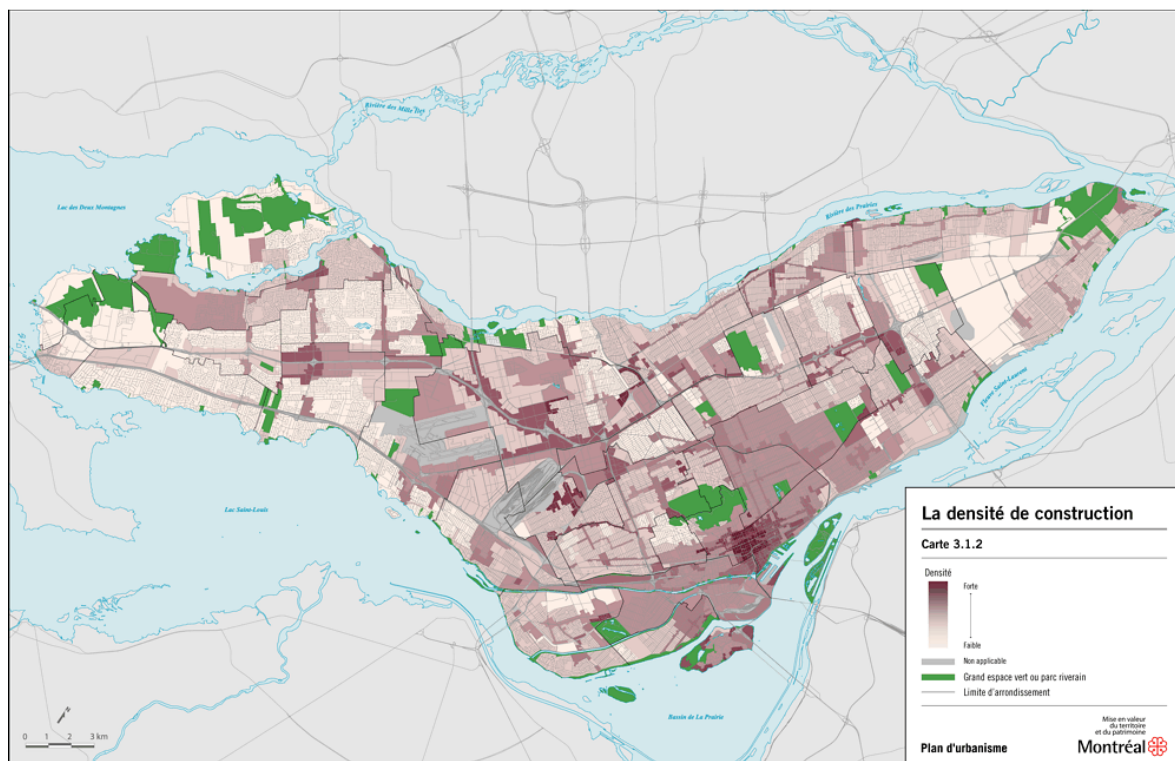


Figure 7.4 : Modèle numérique de surface résultant de la combinaison du MNA et de la couche du bâti; cette portion porte sur une partie du centre-ville de Montréal

7.5 Choix des classes d'occupations du sol

Tel que mentionné au chapitre 5, Fiset (2005) a clairement démontré qu'il est utopique de vouloir chercher par les textures d'images RADARSAT-1 des classes d'occupation du sol compatibles aux niveaux II et III du système de taxinomie d'occupation du sol du USGS (Anderson, 1971) figurant le plus souvent sur des cartes d'occupation du sol utilisées par les aménagistes et planificateurs urbains. Ainsi dans notre cas nous avons

défini des classes d'occupation du sol fondées essentiellement sur les caractéristiques géométriques des bâtiments et leurs agencements, souvent en corrélation étroite avec le type de fonction urbaine (résidentielle, industrielle, commerciale, etc.), plus susceptibles d'influencer le signal radar (partie I). La figure 7.5 illustre les densités du bâti dans l'île de Montréal. Trois classes générales du bâti ont été retenues en lien étroit avec le secteur résidentiel : faible, intermédiaire et forte densités. Une quatrième classe du bâti a été ajoutée en lien étroit avec le secteur industriel/commercial/institutionnel. Montréal comprend aussi des espaces verts. Suite à nos analyses sur le comportement anticipé des surfaces végétalisées (chapitre 4) nous avons défini deux classes de végétation : celle où les arbres dominent et une seconde où la végétation courte domine (par ex. surfaces gazonnées). Une dernière classe comprend les plans d'eau. Les sept classes retenues sont décrites avec plus de détails dans les paragraphes qui suivent.



http://ville.montreal.qc.ca/portal/page?_pageid=5798,41435562&_dad=portal&_schema=PORTAL

Figure 7.5 : Densité du bâti sur l'île de Montréal

7.5.1 Secteur résidentiel

La classe «bâti de densité faible» comprend presque exclusivement de petites maisons individuelles de trois étages au maximum, entourées de jardin. Les densités surfaciques et volumiques du bâti sont faibles. On rencontre ce type d'occupation du sol dans des quartiers comme Ville-Mont-Royal, mais aussi dans la périphérie de l'île de Montréal où la densité du bâti est encore plus faible (figure 7.5). En raison de présence d'arbres, ce type d'occupation est souvent difficilement identifiable à partir des images RADARSAT en mode fin. Les figures 7.6 et 7.7 montrent deux exemples de la structure des quartiers résidentiels de ce type.



Figure 7.6 : Emprise au sol du bâti dans quelques îlots urbains du quartier Ville Mont-Royal.



Figure 7.7 : Emprise au sol du bâti dans quelques ilots urbains dans un quartier du sud-ouest de l'Île de Montréal.

La classe «bâti de densité moyenne» est constituée de maisons contiguës, ou de maisons en rangée, de deux ou de trois étages. Sa densité surfacique est forte si l'on considère le sentier arrière. Les bâtiments couvrent l'essentiel de la parcelle laissant très peu de place au jardin. C'est le type d'occupation du sol le plus fréquent à Montréal. L'alignement des maisons (figure 7.8) et leur forme en L semblent être des conditions propices à la détection par radar des lots de bâtis, surtout quand ceux-ci sont illuminés de manière optimale par le radar. Par contre l'uniformité des hauteurs des bâtis semble être un obstacle à la détection individualisée des bâtiments. On rencontre ce type de bâti dans des quartiers comme le Plateau-Mont-Royal et Verdun.

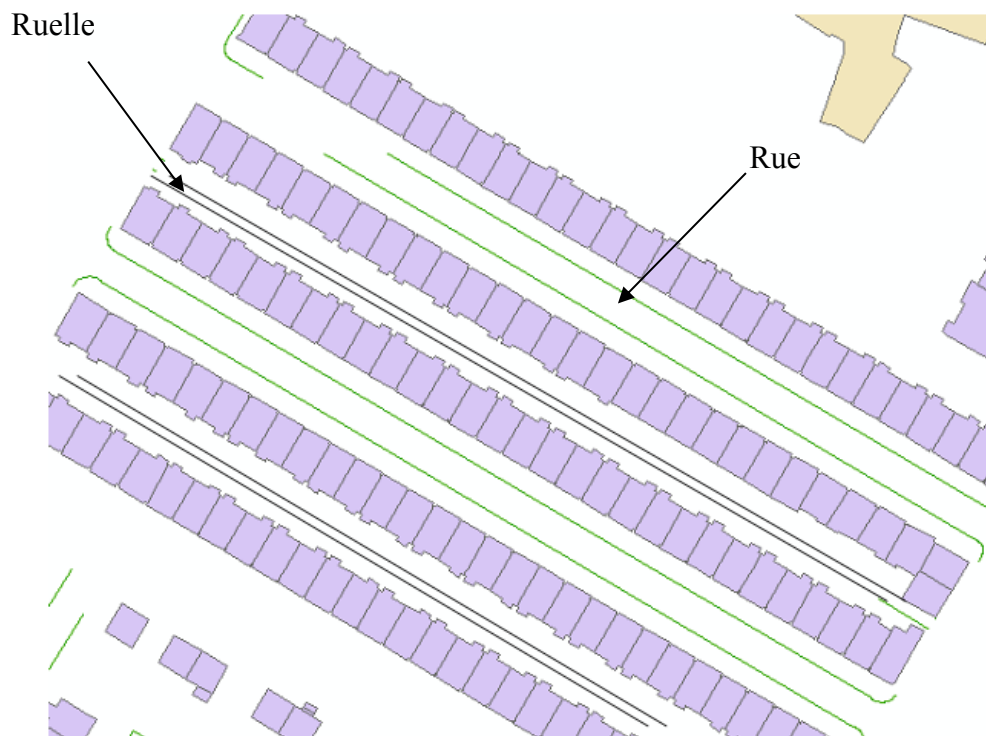


Figure 7.8 : Morphologie parcellaire d'une zone d'occupation du sol de densité moyenne dans un quartier de Montréal.

La classe «bâti de densité forte» est caractérisée par un mixage entre les services et les résidences, un rapport emprise au sol des bâtiments et l'aire des îlots très élevé, une densité volumique également importante et des matériaux de constructions souvent anciens. Nous sommes ici dans le royaume des tri, cinq, six-plex construits de manière contiguë (figure 7.9). Il est caractéristique de certains quartiers proche du centre-ville.



Figure 7.9 : Morphologie parcellaire d'une zone d'occupation du sol d'habitat dense dans un quartier de Montréal.

Dans cette classe nous avons aussi inclus la partie la plus densifiée de la ville (centre-ville). Cette zone regroupe les grattes ciels. Le rapport emprise au sol des bâtiments /superficie n'est pas extraordinairement élevé. Par contre si on comptabilise les surfaces des planchers (surfaces habitables) on se retrouve avec des rapports, des dizaines de fois supérieures à la surface des îlots. Les matériaux de constructions utilisés sont en occurrence le béton le verre et les métaux. Les toits des immeubles sont en général plats. Ce sont des îlots souvent pauvres en végétation Ce sont des secteurs qui réagissent de manière très complexe par rapport aux ondes radar. Les rues y sont généralement très larges.

7.5.2 Secteur industriel/commercial/institutionnel

Il s'agit d'une catégorie qui regroupe les industries, les centres d'achat, les institutions scolaires ou universitaires etc. Les édifices institutionnels comme les bâtiments de type

industriel présentent des caractéristiques communes relatives à leur taille et leurs dispositions spatiales de même qu'un rapport emprise au sol/surface total de terrain faible. Ainsi de grands espaces ouverts sont réservés aux stockages et/ou pour le stationnement (figure 7.10). La grande différence entre ces deux types d'occupation du sol est surtout relative aux matériaux de couverture des façades et des toits. Les secteurs industriels dans bien des cas présentent une architecture bien simple avec des matériaux de couverture externe souvent métalliques.

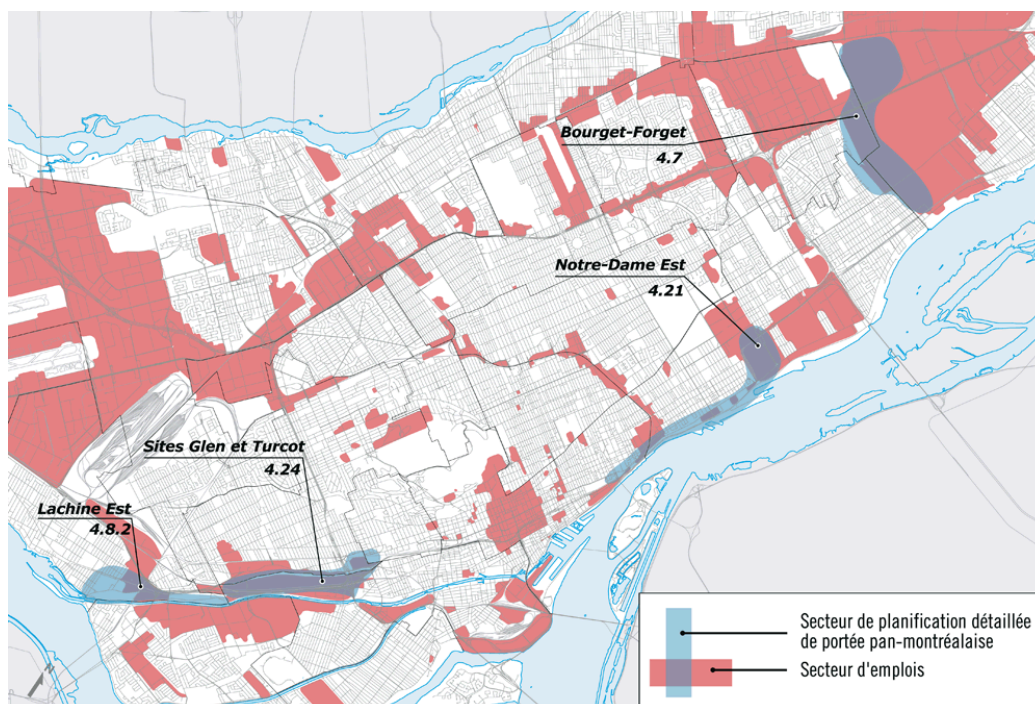
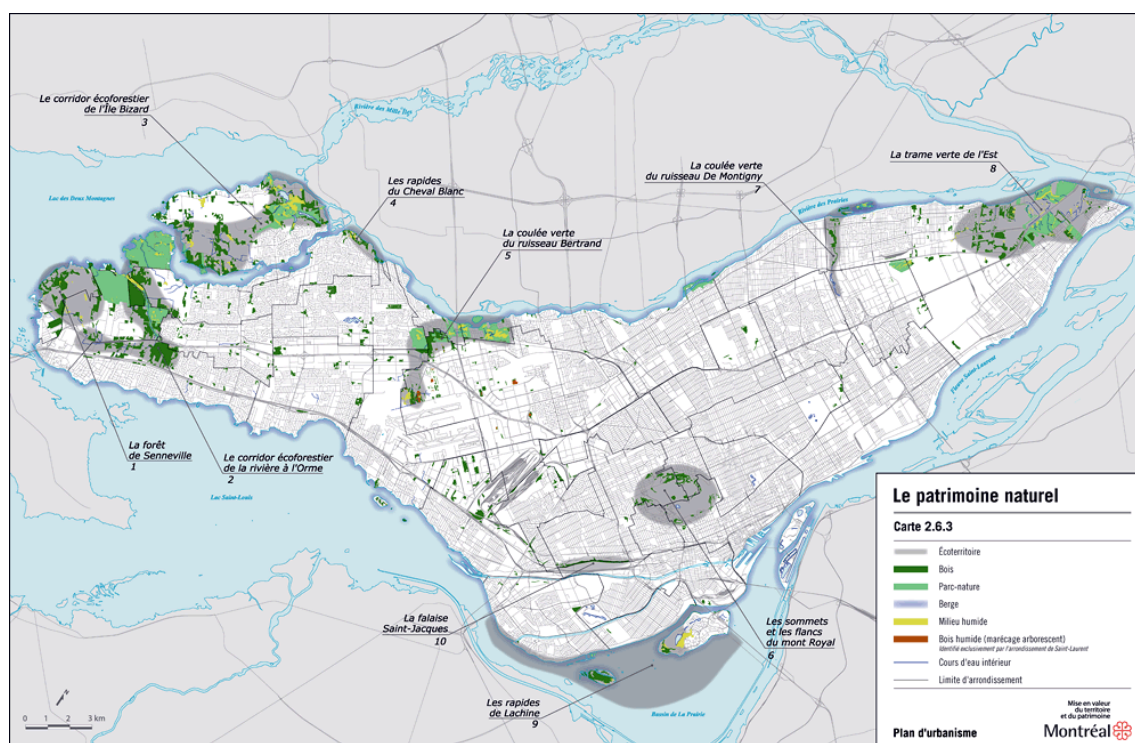


Figure 7.10 : Exemple de sites industriels à Montréal.

7.4.3 Les surfaces végétalisées

La classe de végétation courte comprend certains parcs, les cimetières et autres espaces publics non bétonnés. La rugosité de surface est plutôt faible par rapport aux ondes radar en bande C. La deuxième classe comprend des zones boisées qui se concentrent principalement dans les corridors écoforestiers - situés notamment au sud et au nord de l'île- , les parcs dont certains comme celui du Mont-Royal héberge des patrimoines naturels boisés (figure 7.11).

La ville de Montréal possède quelques centaines de parcs, espaces verts et d'importantes aires boisées naturelles ou non mais aussi de riches chapelets d'arbres bordant les rues. Cette flore, assez diversifiée est constituée pour l'essentiel d'essences dont les états phénologiques varient en fonction des saisons. Les espèces végétales arborescentes les plus connues étant les érables et les chênes. Si on ne connaît pas encore tous les impacts des transformations physiologiques des arbres sur le signal radar, on sait cependant que l'effet de ce comportement est palpable pour certaines longueurs d'onde (Wang et al., 1995, Dall, 2007, Garestier et al., 2006). Par ailleurs le positionnement des arbres bordant les rues, à l'orée des bâtiments, crée dans bien des cas un signal radar mixte résultant à fois du bâti que du végétal.



http://ville.montreal.qc.ca/portal/page?_pageid=5798,41435562&_dad=portal&_schema=PORTAL

Figure 7.11 : Le patrimoine naturel de Montréal

7.6 Analyse des données

Tel que mentionné à la section 7.1 l'étape de l'analyse des données comprend pour l'essentiel l'analyse des textures des images radar ainsi que le développement d'un algorithme de compensation des effets cardinaux. Dans les paragraphes qui suivent nous présenterons un aperçu général de la méthodologie suivie dans les deux cas. La description détaillée ainsi que les principaux résultats obtenus sont donnés respectivement dans les chapitres 8 et 9.

7.6.1 Analyses texturales

La figure 7.12 donne schématiquement les étapes des analyses texturales. Pour chacune des images RADARSAT prétraitées et ses canaux de polarisation (simple, double, quadruple), les paramètres de texture sont générés. Au total 25 canaux différents sont à traiter (Tableau 7.1). Compte tenu du volume de données à traiter, des compromis doivent être trouvés pour alléger les calculs des matrices de cooccurrence car le nombre de paramètres de calcul à utiliser est important : taille de la fenêtre de calcul, direction et pas d'échantillonnage pour la formation des paires de pixels, niveaux de gris des images. Les décisions prises pour fixer tous ces paramètres sont justifiées au chapitre 8.

Le volume des calculs et des données générées augmente davantage si l'on considère le nombre de statistiques de 2^e ordre pouvant être extraites de ces matrices. Tel que mentionné au chapitre 5, nous avons limité ce nombre à neuf : moyenne, homogénéité, contraste, similarité, dissimilarité, entropie, second moment angulaire, écart type, et corrélation.

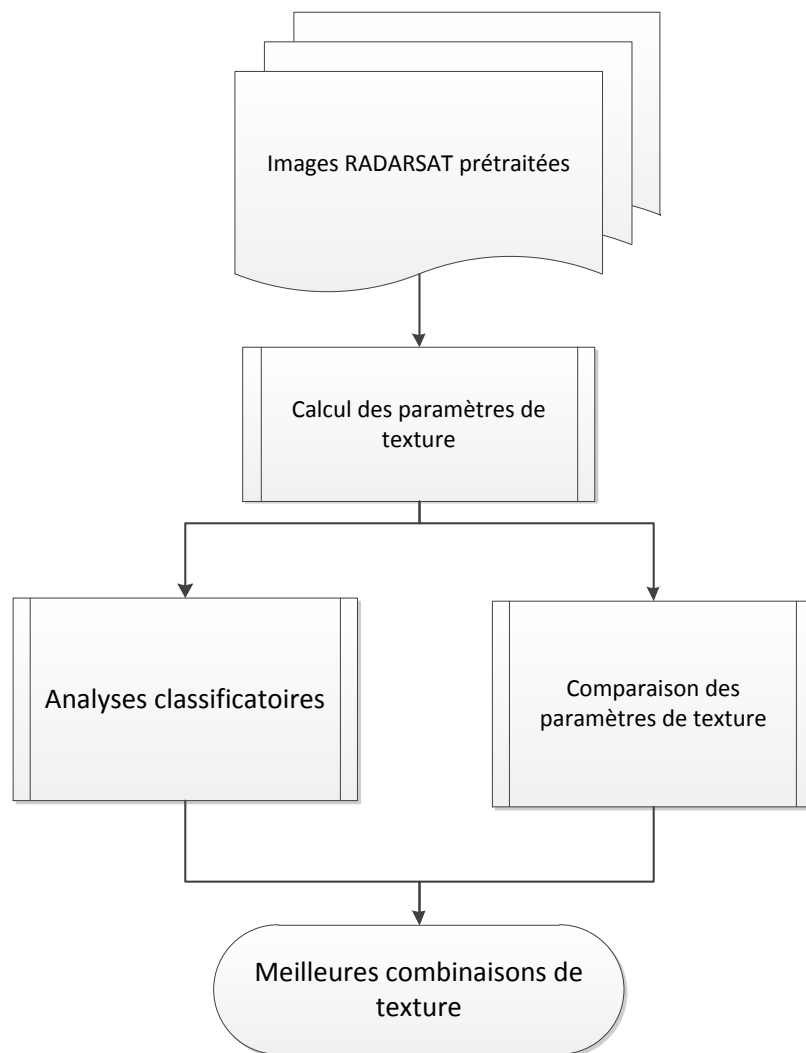


Figure 7.12 : Étapes des analyses texturales.

Les images de texture calculées pour chacune des images RADARSAT sont par la suite soumises à des analyses classificatoires afin de déterminer les meilleures combinaisons pouvant mener à la reconnaissance exacte des sept classes d'occupation du sol recherchées. Comme algorithme de classification nous avons opté pour le maximum de vraisemblance dans sa version dirigée qui constitue le standard dans les classifications des images de télédétection. Nous avons utilisé le coefficient kappa comme mesure de l'exactitude des classifications.

En parallèle les images de texture sont soumises à diverses analyses dans le but de mieux comprendre leur comportement et ainsi mieux analyser les résultats des classifications.

Ces analyses comprenaient principalement : a) des calculs de corrélations entre les différentes images de texture afin de déterminer les paramètres qui expriment le même type d'information; b) des analyses en composantes principales afin d'évaluer les paramètres de texture qui ont la plus grande énergie et qui expliquent le mieux la variabilité de la rétrodiffusion.

Cette étape aboutira à des conclusions sur les meilleurs paramètres de texture à extraire des matrices de cooccurrence, l'apport de la polarisation ainsi que l'apport de la résolution ultrafine des images RADARSAT-2.

7.6.2 Algorithme de compensation des effets cardinaux

La figure 7.13 donne schématiquement les étapes suivies pour le développement de l'algorithme de compensation des effets cardinaux. Notre idée de base est d'analyser à partir des images réelles le comportement de rétrodiffusion des façades des bâtiments selon leur degré d'exposition au faisceau radar, fonction principalement de leur orientation relative au plan d'illumination du radar. Pour ce faire nous devons en premier lieu circonscrire les aires de rétrodiffusion de ces façades, dont l'étendue dépend des caractéristiques géométriques des bâtiments et des phénomènes de propagation des ondes expliqués dans les chapitres précédents. Pour la définition des aires de rétrodiffusion nous avons introduit le simulateur d'images radar de Guindon et Adair (1992) où la scène vue par le radar est représentée par un modèle numérique de surface dont on a fait mention précédemment. Les aires de rétrodiffusion sont par la suite transférées sur les images réelles et les valeurs de σ^0 des pixels appartenant à chacune de ces aires analysées. Les résultats de ces analyses servent à fixer les paramètres d'application d'un modèle de la section efficace des façades qui prend en compte leurs caractéristiques géométriques, l'angle d'incidence du faisceau ainsi que l'orientation de la façade par rapport au plan d'illumination du radar. Cette modélisation est à la base de l'algorithme de compensation tel qu'expliqué au chapitre 9.

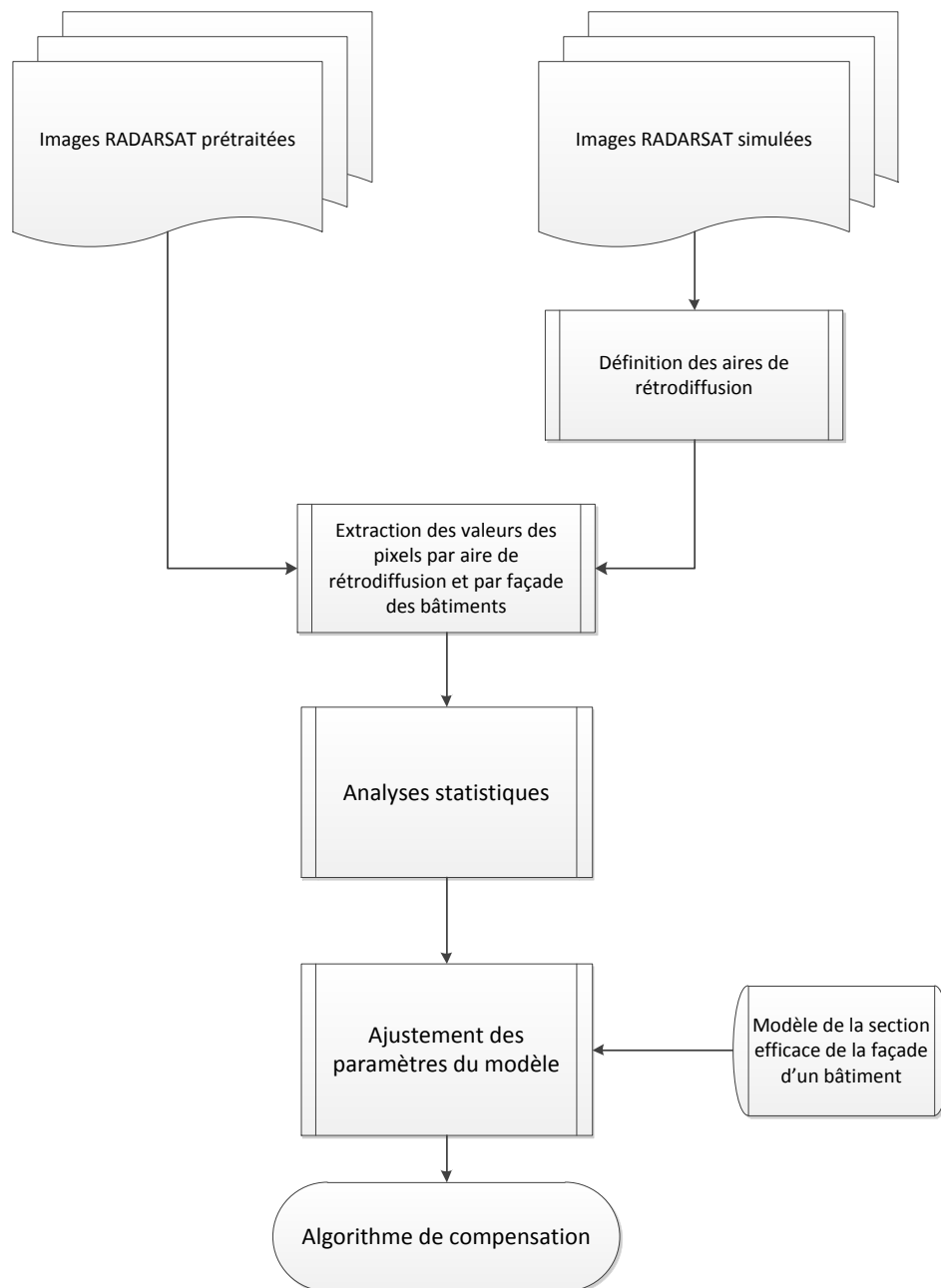


Figure 7.13 : Étapes de développement de l’algorithme de compensation des effets cardinaux.

Afin d’évaluer la pertinence de notre algorithme de compensation, les meilleurs paramètres de texture identifiés dans l’analyse texturale seront utilisés dans des classifications. Les résultats obtenus seront comparés à ceux des images non compensées (chapitre 9).

Chapitre 8- Analyses texturales et résultats

Le but de ce chapitre est de présenter les différentes analyses des images texturales ainsi que les principaux résultats obtenus. Tel que mentionné dans le chapitre 7, les images de texture ont été soumises à divers tests incluant les classifications ainsi que des tests de comparaison de leur contenu.

8.1 Paramètres de texture utilisés

Les paramètres de texture visés par l'étude et calculés à partir des matrices de cooccurrence sont au nombre de neuf : *Homogénéité*, *Similarité*, *Contraste*, *Dissimilarité*, *Entropie*, *Deuxième Moment Angulaire*, *Moyenne*, *Écart-Type* et *Corrélation* (Tableau 5.1). Ceux-ci ont été calculés selon une direction invariante (moyenne des valeurs des directions 0°, 45°, 90°, et 135°) et une distance inter-pixel de 1 suite à un rééchantillonnage à 32 niveaux de gris. Il est à noter que préalablement nous avons mené des expériences avec des images de 16, 64, 128, et 256 niveaux de gris. Leur classification a donné des coefficients kappa moins intéressants que ceux de 32 niveaux de gris. Ce fait rejoint les conclusions de Soh et Tsatsoulis (1999) qui mettaient en garde contre la dilution de l'information suite à un choix de l'échelle de niveau de gris trop important.

Le choix de la taille de la fenêtre d'auscultation était basé sur l'analyse des semi-variogrammes des images (Mather et al., 1998), sans considération des occupations du sol (Berberoglu et al., 2000). Cette taille varie entre 25 et 33 selon les images (figure 8.1). Elle est de 25x25 pour l'image RADARSAT-2 quad-pol, de 25x25 pour la RADARSAT-2 en polarisation HV alors qu'elle est de 27x27 pour la HH. Pour la RADARSAT-2 ultrafine, elle est de 33x33 tandis que pour la RADARSAT-1 elle est de 25x25.

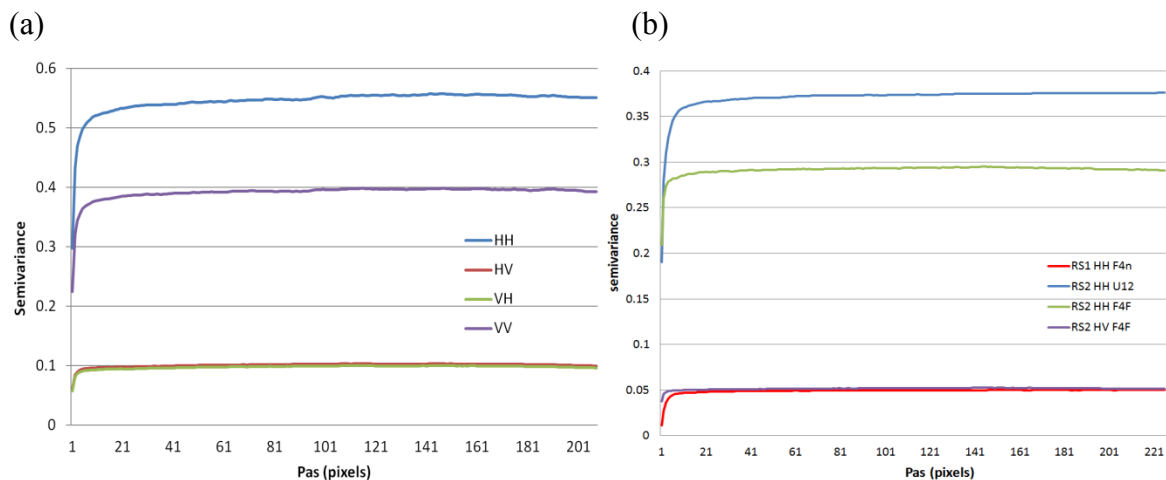


Figure 8.1 : Exemples de semi-variogrammes pour une image RADARSAT-2 quad-pol (a) et des images RADARSAT-1 et 2 simples et double polarisation (b).

8.2 Comparaisons des textures

Trois types d'analyses ont été effectués avec les images des textures générées par image RADARSAT-1 et RADARSAT-2 : corrélation; distance entre les textures (dendrogrammes), et analyse en composantes principales. Les principaux résultats obtenus sont décrits par la suite.

8.2.1 Corrélation entre les paramètres de texture

Les calculs de corrélation entre images de texture ont été effectués par type d'image et par canal de polarisation. Le tableau 8.1 en donne quelques exemples.

Les polarisations parallèles

Les résultats montrent l'existence d'une forte corrélation (positive ou négative) entre certains paramètres. Ce constat est surtout vrai pour des paramètres appartenant à la même famille, selon le regroupement présenté au chapitre 5. À titre d'exemple, au sein du groupe des paramètres de ressemblance/dissemblance, l'homogénéité et la similarité sont corrélées à plus de 99% pour toutes les images. La corrélation entre le contraste et la

dissimilarité est d'environ 98% pour les images RADARSAT-1 tandis que pour les images RADARSAT-2 en mode fin, elle est de l'ordre de 90 %. Pour les images RADARSAT-1, les corrélations entre l'homogénéité ou la similarité sont négatives avec le contraste et avec la dissimilarité dépassant les 90% en valeur absolue. Ces corrélations sont toutefois plus faibles dans le cas des images RADARSAT-2 en mode fin.

En ce qui concerne les paramètres de désordre, l'entropie et le deuxième moment angulaire ont des corrélations proches de -90% pour les images RADARSAT-1 et de -80% pour les images RADARSAT-2 en mode fin. Les deux paramètres de dispersion (écart-type et corrélation) sont corrélés à 70% pour les images RADARSAT-1 alors qu'ils ne sont généralement pas corrélés pour les images de RADARSAT-2. Cette faible corrélation indique que la texture « corrélation » apporte plus d'information complémentaire que la texture « écart-type » avec les images RADARSAT-2 en mode fin.

Les corrélations entre les paramètres de texture des familles de ressemblance/dissembance et les textures de désordre sont souvent élevées (parfois à plus de 90%, en valeur absolue). Ceci indique que ces deux types de textures expriment à toute fin pratique les mêmes informations.

Quant aux paramètres de dispersion, ils sont peu corrélés aux paramètres des autres familles. C'est également le cas pour la moyenne. Ainsi ces paramètres de texture exprimeraient des informations complémentaires aux indices de similarité/dissimilarité et de désordre aussi bien pour les images RADARSAT-1 que pour les images RADARSAT-2 en mode fin.

Les textures de l'image RADARSAT-2 en mode ultrafin montrent un comportement très différent. À l'exception de la *Corrélation*, tous les paramètres de texture de cette image sont fortement corrélés entre eux, indiquant que leur combinaison pour une classification n'apporterait pas une grande amélioration par rapport à l'utilisation d'un seul paramètre.

Tableau 8.1 : Exemples de corrélations entre les paramètres de texture.

Images RADARSAT-1 F2 du 11/08/99									
	Homog	Simil	Contr	Dissim	Entro	MoAng	Moy	EcType	Correl
Homog	1.00	1.00	-0.89	-0.95	-0.96	0.91	-0.60	-0.63	-0.05
Simil	1.00	1.00	-0.90	-0.96	-0.97	0.91	-0.62	-0.64	-0.05
Contr	-0.89	-0.90	1.00	0.98	0.93	-0.76	0.80	0.76	0.14
Dissim	-0.95	-0.96	0.98	1.00	0.97	-0.83	0.75	0.73	0.11
Entro	-0.96	-0.97	0.93	0.97	1.00	-0.90	0.69	0.80	0.27
MoAng	0.91	0.91	-0.76	-0.83	-0.90	1.00	-0.50	-0.65	-0.19
Moy	-0.60	-0.62	0.80	0.75	0.69	-0.50	1.00	0.63	0.14
EcType	-0.63	-0.64	0.76	0.73	0.80	-0.65	0.63	1.00	0.73
Correl	-0.05	-0.05	0.14	0.11	0.27	-0.19	0.14	0.73	1.00
Image RADARSAT-2 en mode F3 à polarisation HH du 15/01/2009									
	Homog	Simil	Contr	Dissim	Entro	MoAng	Moy	EcType	Correl
Homog	1.00	0.99	0.10	-0.30	-0.88	0.81	0.19	0.08	0.09
Simil	0.99	1.00	-0.01	-0.41	-0.91	0.78	0.07	-0.02	0.16
Contr	0.10	-0.01	1.00	0.91	0.23	0.20	0.90	0.85	-0.53
Dissim	-0.30	-0.41	0.91	1.00	0.58	-0.09	0.80	0.79	-0.55
Entro	-0.88	-0.91	0.23	0.58	1.00	-0.72	0.10	0.36	-0.02
MomAng	0.81	0.78	0.20	-0.09	-0.72	1.00	0.32	0.11	-0.14
Moy	0.19	0.07	0.90	0.80	0.10	0.32	1.00	0.73	-0.57
EcType	0.08	-0.02	0.85	0.79	0.36	0.11	0.73	1.00	-0.04
Correl	0.09	0.16	-0.53	-0.55	-0.02	-0.14	-0.57	-0.04	1.00
Image RADARSAT-2 en mode FQ1 à polarisation HH du 27/8/2010									
	Homog	Simil	Contr	Dissim	Entro	MoAng	Moy	EcType	Correl
Homog	1.00	0.99	-0.22	-0.58	-0.91	0.76	0.17	-0.20	0.09
Simil	0.99	1.00	-0.29	-0.63	-0.93	0.75	0.10	-0.24	0.14
Contr	-0.22	-0.29	1.00	0.91	0.45	-0.04	0.82	0.63	-0.58
Dissim	-0.58	-0.63	0.91	1.00	0.74	-0.31	0.62	0.60	-0.52
Entro	-0.91	-0.93	0.45	0.74	1.00	-0.74	0.08	0.52	-0.04
MoAng	0.76	0.75	-0.04	-0.31	-0.74	1.00	0.28	-0.16	-0.13
Moy	0.17	0.10	0.82	0.62	0.08	0.28	1.00	0.49	-0.54
EcType	-0.20	-0.24	0.63	0.60	0.52	-0.16	0.49	1.00	0.23
Correl	0.09	0.14	-0.58	-0.52	-0.04	-0.13	-0.54	0.23	1.00
Image RADARSAT-2 en mode U12 à polarisation HH du 20/1/2011									
	Homog	Simil	Contr	Dissim	Entro	MoAng	Moy	EcType	Correl
Homog	1.00	1.00	-1.00	-1.00	-0.99	1.00	-0.96	-0.95	-0.59
Simil	1.00	1.00	-1.00	-1.00	-0.99	1.00	-0.96	-0.95	-0.59
Contr	-1.00	-1.00	1.00	1.00	0.99	-0.99	0.96	0.96	0.61
Dissim	-1.00	-1.00	1.00	1.00	0.99	-0.99	0.95	0.95	0.59
Entro	-0.99	-0.99	0.99	0.99	1.00	-1.00	0.97	0.98	0.67
MoAng	1.00	1.00	-0.99	-0.99	-1.00	1.00	-0.97	-0.97	-0.64
Moy	-0.96	-0.96	0.96	0.95	0.97	-0.97	1.00	0.92	0.65
EcType	-0.95	-0.95	0.96	0.95	0.98	-0.97	0.92	1.00	0.76
Correl	-0.59	-0.59	0.61	0.59	0.67	-0.64	0.65	0.76	1.00

Tel que montré au tableau 8.1 dans certains cas les corrélations entre les mêmes paramètres de texture calculés avec RADARSAT-1 et avec RADARSAT-2 en polarisation HH présentent des différences notoires. À titre d'exemple la corrélation entre homogénéité et contraste est de -0.89 avec RADARSAT-1 tandis qu'elle est sans

signification avec RADARSAT-2. Ces différences peuvent s'expliquer en partie par la distribution des valeurs de σ^0 . La figure 8.2 présente des extraits d'images RADARSAT-1 et RADARSAT-2 couvrant le même territoire. La saison d'acquisition et l'angle d'incidence s'équivalent. On constate que contrairement à RADARSAT-1, sur les images RADARSAT-2 les fréquences d'occurrence des fortes valeurs de σ^0 sont beaucoup plus élevées.

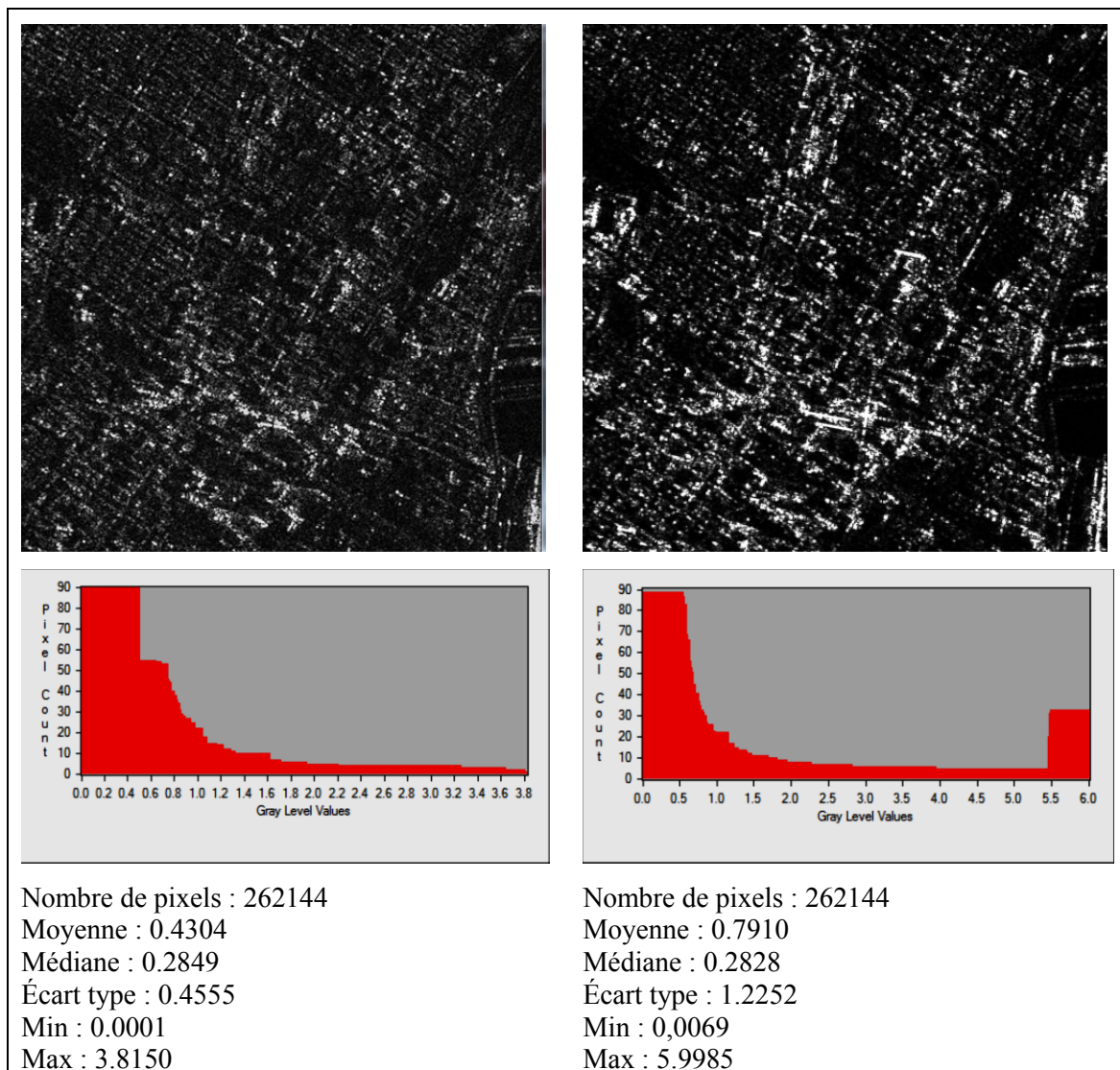


Figure 8.2 : Différences dans la distribution des valeurs de σ^0 (unités d'amplitude) entre les images RADARSAT-1 (colonne de gauche) et RADARSAT-2 (polarisation HH) en mode fin (colonne de droite).

Les polarisations croisées

L'analyse des données RADARSAT-2 relatives aux polarisations HV et VH a montré que les relations entre les différents paramètres de texture sont similaires que celles obtenues avec la polarisation HH.

8.2.2 Regroupement des textures à partir des dendrogrammes

Nous avons utilisé les corrélations (R) entre les textures pour établir une distance entre celles-ci. Cette distance se définit par : $D = 1/|R|$. Ces distances entre textures ont permis d'établir un regroupement sous forme de dendrogramme. Ce dernier permet de représenter les textures sous forme d'arbre hiérarchique rassemblant les éléments plus ou moins proches entre eux au sens de la distance définie par la valeur absolue de l'inverse de la corrélation ($D=1/|R|$). La figure 8.3 illustre des exemples typiques des résultats obtenus pour l'ensemble des images.

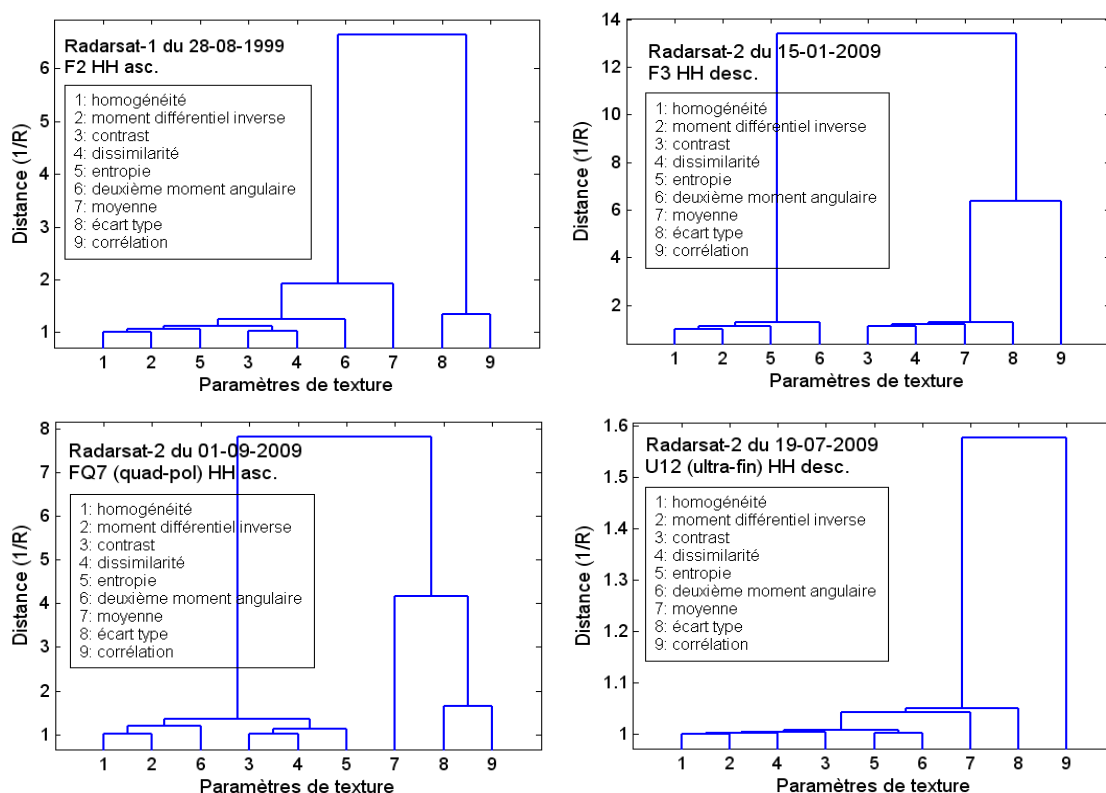


Figure 8.3 : Regroupement des paramètres de texture des images RADARSAT-1 et RADARSAT-2 en fonction de leurs corrélations.

Les différences observées précédemment entre RADARSAT-1 et RADARSAT-2 en mode fin sont plus évidentes avec les dendrogrammes. Ainsi écart type et corrélation forment un regroupement qui se distancie de l'ensemble des autres paramètres pour la quasi-totalité des images analysées. Dans le cas des images RADARSAT-1, corrélation et écart type se retrouvent toujours dans le même regroupement mais ils ne sont pas aussi distants d'autres paramètres comme la moyenne. Tel qu'illustré par la figure 8.3, pour l'image Radarsat-2 HH F3 (angle d'incidence d'environ 42^0), les textures homogénéité, similarité, entropie, et second moment angulaire forment un regroupement qui se distancie du reste de paramètres tandis que dans le cas de l'image HH FQ7 (angle d'incidence d'environ 25^0), à l'exception de la moyenne, l'écart-type et la corrélation tous les autres paramètres se retrouvent dans le même regroupement. Cette différence selon l'angle d'incidence mérite davantage d'investigation que nous n'aborderons pas dans la présente étude.

Dans le cas des polarisations croisées et du mode ultrafin, la moyenne ainsi que l'écart-type se rapprochent considérablement des textures de ressemblance/dissembance et de désordre. Seule la corrélation est distante des autres textures

8.2.3 Caractérisation des textures par ACP

L'analyse en composantes principales (ACP) est une technique d'analyse multivariée qui permet de ressortir l'information essentielle d'un certain nombre de variables. Les axes principaux sont orthogonaux entre eux excluant toute redondance. L'information principale est exprimée par les axes ayant la plus grande énergie alors que le reste des axes représentent du bruit contenu dans les données. Les axes principaux significatifs comportent des informations indépendantes.

L'objectif de l'utilisation de l'ACP dans notre cas est double, d'une part, nous voulons identifier le nombre d'axes principaux issus des neuf textures utilisées ayant une

importance en termes d'information. D'autre part, l'ACP permet de caractériser l'importance des textures en utilisant comme indicateurs les corrélations entre ces textures et les axes principaux. Des exemples de ces corrélations sont donnés dans le tableau 8.2 pour des images RADARSAT-1 et RADARSAT-2 en mode fin.

Tableau 8.2 : Exemple de corrélation entre les paramètres de texture et leurs axes principaux

Image RADARSAT-1 F2 du 11/08/99										
Axes principaux et énergie		Homog	Simil	Contr	Dissim	Entro	MoAng	Moy	EcType	Correl
Axe 1	173.9153	0.87	0.89	-1.00	-0.98	-0.92	0.75	-0.83	-0.76	-0.15
Axe 2	7.6657	0.24	0.23	-0.07	-0.12	-0.15	0.23	0.55	0.00	0.03
Axe 3	1.0907	0.05	0.05	-0.01	-0.02	0.16	-0.13	-0.01	0.65	0.95
Axe 4	0.0692	0.41	0.39	0.00	-0.16	-0.32	0.47	-0.00	0.01	0.06
Axe 5	0.0011	-0.01	-0.01	-0.00	0.03	-0.03	0.15	-0.00	0.00	-0.08
Image RADARSAT-2 en mode F3 à polarisation HH du 2009_01_15										
Axes principaux et énergie		Homog	Simil	Contr	Dissim	Entro	MoAng	Moy	EcType	Correl
Axe 1	217.65	0.10	-0.01	0.99	0.91	0.23	0.21	0.90	0.85	-0.53
Axe 2	1.4465	-0.24	-0.23	0.01	0.06	0.26	-0.33	-0.42	0.11	0.23
Axe 3	0.2472	0.09	0.09	0.00	-0.05	-0.39	0.15	-0.01	-0.49	-0.73
Axe 4	0.1201	0.95	0.96	0.00	-0.39	-0.84	0.69	-0.00	0.06	0.30
Axe 5	0.0016	-0.01	-0.01	0.00	-0.04	0.11	-0.34	0.00	-0.00	0.04
Image RADARSAT-2 en mode FQ1 à polarisation HH du 2010_08_27										
Axes principaux et énergie		Homog	Simil	Contr	Dissim	Entro	MoAng	Moy	EcType	Correl
Axe 1	97.74	0.18	0.25	-0.99	-0.90	-0.41	0.01	-0.86	-0.63	0.58
Axe 2	4.1159	-0.66	-0.65	0.06	0.30	0.56	-0.58	-0.50	0.11	0.08
Axe 3	0.4598	-0.04	-0.04	-0.00	0.02	0.28	-0.14	0.01	0.77	0.77
Axe 4	0.0714	0.71	0.70	0.00	-0.30	-0.64	0.51	-0.01	0.03	0.11
Axe 5	0.0022	-0.02	-0.02	-0.00	0.06	-0.09	0.38	-0.00	0.00	-0.06
RS2 U12 90719 110120 HH										
Axes principaux et énergie		Homog	Simil	Contr	Dissim	Entro	MoAng	Moy	EcType	Correl
Axe 1	910.8311	1.00	1.00	-1.00	-1.00	-0.99	0.99	-0.96	-0.96	-0.61
Axe 2	0.4646	-0.01	-0.01	0.00	0.01	-0.09	0.05	-0.02	-0.29	-0.64
Axe 3	0.1247	0.02	0.01	0.00	0.01	-0.05	0.07	-0.29	0.01	-0.19
Axe 4	0.0043	-0.07	-0.07	-0.00	0.04	0.03	-0.06	0.00	0.00	-0.33
Axe 5	0.0021	-0.05	-0.04	-0.00	0.02	0.03	-0.03	-0.00	-0.00	0.28

Le poids des axes principaux montre que les trois premiers axes expriment plus de 99% de la variabilité des données avec plus de 90% pour le premier axe, environ 8% pour le deuxième axe et moins de 2% pour le troisième axe. Le reste des axes principaux ne n'ont pas de signification. La dominance du premier axe principal est encore plus forte pour les images RADARSAT-2, notamment celles en mode ultrafin.

Pour les images RADARSAT-1, toutes les textures, à l'exception de la corrélation, ont un poids élevé dans le premier axe principal. Cet axe est toutefois plus fortement corrélé (positivement ou négativement) aux paramètres de ressemblance/dissemblance et aux paramètres de désordre (plus de 85%). La moyenne est la seule texture qui contribue à l'axe principal 2 avec des corrélations de plus de 50%. L'axe principal 3 est essentiellement représenté par la texture corrélation avec un poids de plus de 90%. L'écart-type contribue également à l'axe 3 avec un poids d'environ 60%.

Pour les images RADARSAT-2 en mode fin et polarisation HH les textures de ressemblance/dissemblance et de désordre sont fortement corrélées à l'axe principal 1. Une certaine constance se dégage concernant l'axe principal 3 avec une contribution importante des textures de dispersion (écart-type et corrélation). La situation n'est pas aussi évidente avec l'axe principal 2. Pour des angles d'incidence plus prononcés (exemple F3 dans le tableau 8.2) seule la moyenne présente la plus forte contribution. Par contre pour des angles d'incidence à pic (exemple FQ1 dans le tableau 8.2) plusieurs paramètres ont une contribution équivalente à la moyenne.

En ce qui concerne les images RADARSAT-2 en mode ultrafin l'ACP montre que toutes les textures et dans une moindre mesure la corrélation sont fortement corrélées au premier axe principal, tandis que seule la corrélation domine dans l'axe principal 2. Finalement, les polarisations croisées (mode fin) de RADARSAT-2 se comportent d'une façon similaire aux images RADARSAT-1.

En résumé, l'axe 1, qui concentre plus de 90% de la variabilité des données, est dominé par l'information liée à la ressemblance/dissemblance et au désordre. La moyenne constitue particulièrement dans l'axe 2 comportant moins de 8% de l'information contenue dans les textures. Cependant dans le cas des images RADARSAT-2 il y a des tendances différentes qui se dessinent en fonction de l'angle d'incidence. Seuls les paramètres de dispersion contribuent à l'axe 3. Ce dernier comporte toutefois une très faible part de l'ensemble de l'information (moins de 2%).

Ainsi l'ACP a permis de ressortir le regroupement des paramètres de ressemblance/dissembance et de désordre dans un même axe principal. La moyenne contient une information supplémentaire du fait qu'elle se retrouve dans un autre axe principal. Les paramètres de dispersion apportent également une information complémentaire du moment qu'ils se retrouvent dans un troisième axe principal. Cette analyse rejoint l'idée que trois types d'information peuvent être exprimés par les paramètres de texture tel que révélé par les résultats de la section précédente.

8.3 Classifications

Les sections précédentes ont permis de ressortir les relations entre les différentes textures. Nous avons trouvé que les textures appartenant aux mêmes familles présentaient une redondance de l'information contenue dans les images. Dans la présente section, nous avons réalisé des classifications en utilisant les textures individuellement ainsi que la combinaison de deux, trois et quatre textures. Cette opération a été réalisée pour quatre types d'image : les images RADARSAT-1 en polarisation simple, les images RADARSAT-2 en polarisation simple, double et quadruple. Le classificateur par maximum de vraisemblance a été utilisé. La figure 8.4 illustre les classes d'occupation des sols recherchées et la nature des sites d'entraînement du classificateur.

Le nombre de classifications effectuées est très important. Par exemple, pour une image en polarisation quadruple (4 bandes), la combinaison de 4 parmi les 9 paramètres de texture utilisés donne $C_{9*4}^4 = 58905$ possibilités de classification. Toutes ces combinaisons ont été testées pour chacune des images. La détermination des meilleures textures et leurs combinaisons a été faite en évaluant la qualité des classifications à l'aide du coefficient kappa (Rosenfield et Fitzpatrick-Lins, 1986) qui indique le taux de succès de la classification. Ces coefficients ont été calculés à partir de sites de validation. Ce sont les combinaisons ayant les coefficients kappa les plus élevés et les moins élevés qui permettent d'identifier les associations de textures donnant, respectivement, les meilleurs

et les moins bons résultats. La même opération devant se faire pour toutes les autres combinaisons (2,3) et pour chacune des images.

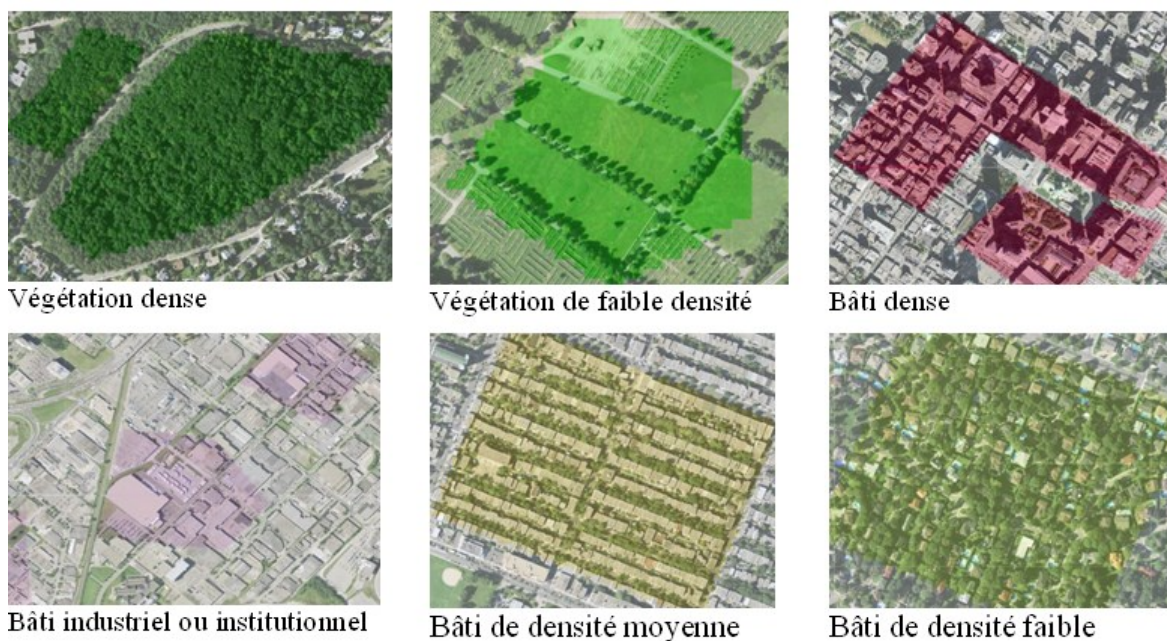


Figure 8.4 : Exemples des occupations de sol recherchées (les couleurs en surimpression indiquent les sites d'entraînement utilisés lors des analyses classificatoires).

8.3.1 Classification des images RADARSAT-1 à polarisation simple en mode fin

Les coefficients kappa sont très variables selon le type de textures et de leurs combinaisons. La figure 8.5 illustre la distribution des classes de kappa et le tableau 8.3 en montre les cinq meilleures et les cinq moins bonnes.

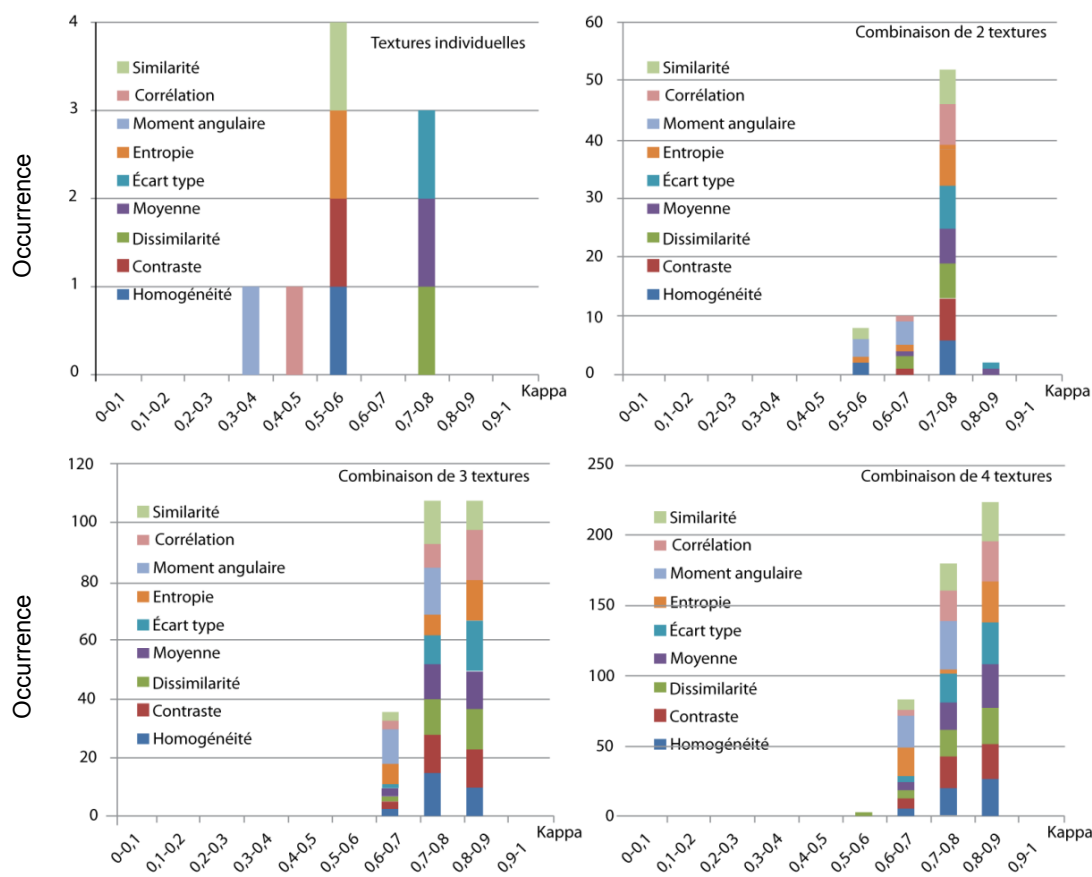


Figure 8.5 : Fréquence absolue des paramètres de textures en fonction du coefficient Kappa pour les images RADARSAT-1.

Tableau 8.3 : Meilleures et pires classification pour images RADARSAT-1 en mode fin.

Performance (kapa) des classifications pour les textures individuelles									
Texture	Moy	EcType	Dissim	Contr	Entro	Homog	Simil	Correl	MoAng
Kappa	0.713	0.710	0.700	0.569	0.565	0.508	0.500	0.439	0.379
Performance (kapa) des classifications pour des combinaisons de deux, trois et quatre textures									
Deux textures		kappa	Trois textures		kappa	Quatre textures			kappa
Les 5 meilleures classifications avec les combinaisons de textures									
Moy -EcType		0.822	Moy-EcType-Entro		0.840	Contr-Moy-Entro-Simil			0.847
Dissim-Simil		0.790	Homog-Moy-EcType		0.839	Homog-Contr-Moy-Entro			0.846
Homog-Dissim		0.789	Moy-EcType-Simil		0.839	Homog-Moy-Entro-Simil			0.845
Moy-Correl		0.789	Homog-Moy-Entro		0.835	Homog-Moy-EcType-Simil			0.842
Contr-Simil		0.789	Dissim-Moy-EcType		0.833	Dissim-Moy-EcType-Entro			0.842
Les 5 pires classifications avec les combinaisons de textures									
MoAng-Correl		0.649	Homog-Entrop-MoAng		0.659	EcType-Entrop-MoAng-Correl			0.653
Homog-MoAng		0.593	Dissim-Entrop-MoAng		0.658	Homog-Entrop-MoAng-Correl			0.652
Entrop-MoAng		0.592	Entrop-MoAng-Simil		0.657	Entrop-MoAng-Correl-Simil			0.646
MoAng-Simil		0.574	Entrop-MoAng-Correl		0.648	Contr-Entrop-MoAng-Correl			0.645
Homog-Simil		0.528	Homog-MoAng-Simil		0.633	Homog-Dissim-MoAng-Simil			0.575

L'utilisation des neuf textures individuellement pour les images RADARSAT-1 montre que les paramètres *Moyenne*, *Écart-type* et *Dissimilarité* donnent, respectivement, les meilleures qualités de classification indiquées par des valeurs élevées du coefficient kappa. Les résultats de l'analyse en composantes principales corroborent ces résultats. L'ACP avait montré (Tableau 8.2) que seuls la Moyenne et l'Écart-Type sont substantiellement présent au moins deux fois dans les trois premiers axes principaux. Ces paramètres contiennent ainsi deux types d'informations différentes. La Dissimilarité est la texture la plus fortement corrélée au premier axe principal, elle arrive toutefois après la Moyenne et l'Écart type en raison de son faible poids dans les axes principaux importants. Les deux moins bonnes classifications sont obtenues, respectivement, par le Moment Angulaire et la Corrélation. Le premier paramètre possède une corrélation modérée avec le premier axe principal et presque nulle avec les autres axes et le second paramètre n'est que peu corrélé aux deux premiers axes principaux.

L'utilisation de deux textures montre que les paramètres ayant donné les meilleurs résultats individuellement (Moyenne et Écart-Type) donnent la meilleure combinaison. Il faut noter à cet égard que, d'une part, ces deux paramètres vont chercher les informations contenues dans les trois premiers axes principaux, et d'autre part, sont suffisamment décorrélés entre eux (Tableau 8.1).

Les autres combinaisons de deux, trois et quatre textures suivent globalement ce comportement qui voudrait que les paramètres donnant les meilleures classifications soient ceux qui vont chercher le maximum d'information (indiquée par les axes principaux) tout en étant complémentaires (décorrélés entre eux). À titre d'exemple, la combinaison de l'Homogénéité et de la Similarité se retrouve toujours dans les pires combinaisons vu que la corrélation entre elles est presque égale à 1 (Tableau 8.1).

Par ailleurs, il est à noter que plus on utilise de paramètres de texture, meilleure est la qualité de la classification. Toutefois, le gain entre les combinaisons à trois et quatre paramètres n'est pas substantiel (figure 8.5; Tableau 8.3).

8.3.2 Classification des images RADARSAT-2 à polarisation double en mode fin

Les résultats illustrant la distribution du coefficient kappa ainsi que les meilleures et les pires classifications pour les images RADARSAT-2 à polarisation double et en mode fin sont donnés respectivement par la Figure 8.6 et le Tableau 8.4. La Figure 8.7 montre un exemple des résultats. L'utilisation d'un seul paramètre donne des coefficients kappa de 0.61 ou moins, révélant l'insuffisance de l'utilisation d'une seule texture. La combinaison de 2, 3, et 4 textures augmente la qualité de la classification. Le principe de complémentarité de l'information véhiculée par les paramètres de texture demeure également valable. Le tableau 8.4 montre que ce sont encore la Moyenne, l'Écart-Type et un paramètre de dissemblance/ressemblance (Contraste, Dissimilarité Entropie ou Homogénéité) qui sont impliqués dans les meilleures classifications. Comme pour RADARSAT-1, ces paramètres se distinguent soit par une présence dans les trois premiers axes principaux (pour la Moyenne et l'Écart-Type) ou alors par un poids très élevé dans le premier axe. De plus, ils sont relativement décorrélés entre eux (Tableau 8.2).

En ce qui concerne la polarisation, nous trouvons dans les meilleures classifications (indiquées en pourcentage sur la figure 8.6) autant les images issues du canal HH que les images du canal HV avec des proportions proches. Toutefois, dans les faibles valeurs de kappa, nous trouvons davantage d'images issues du canal HV.

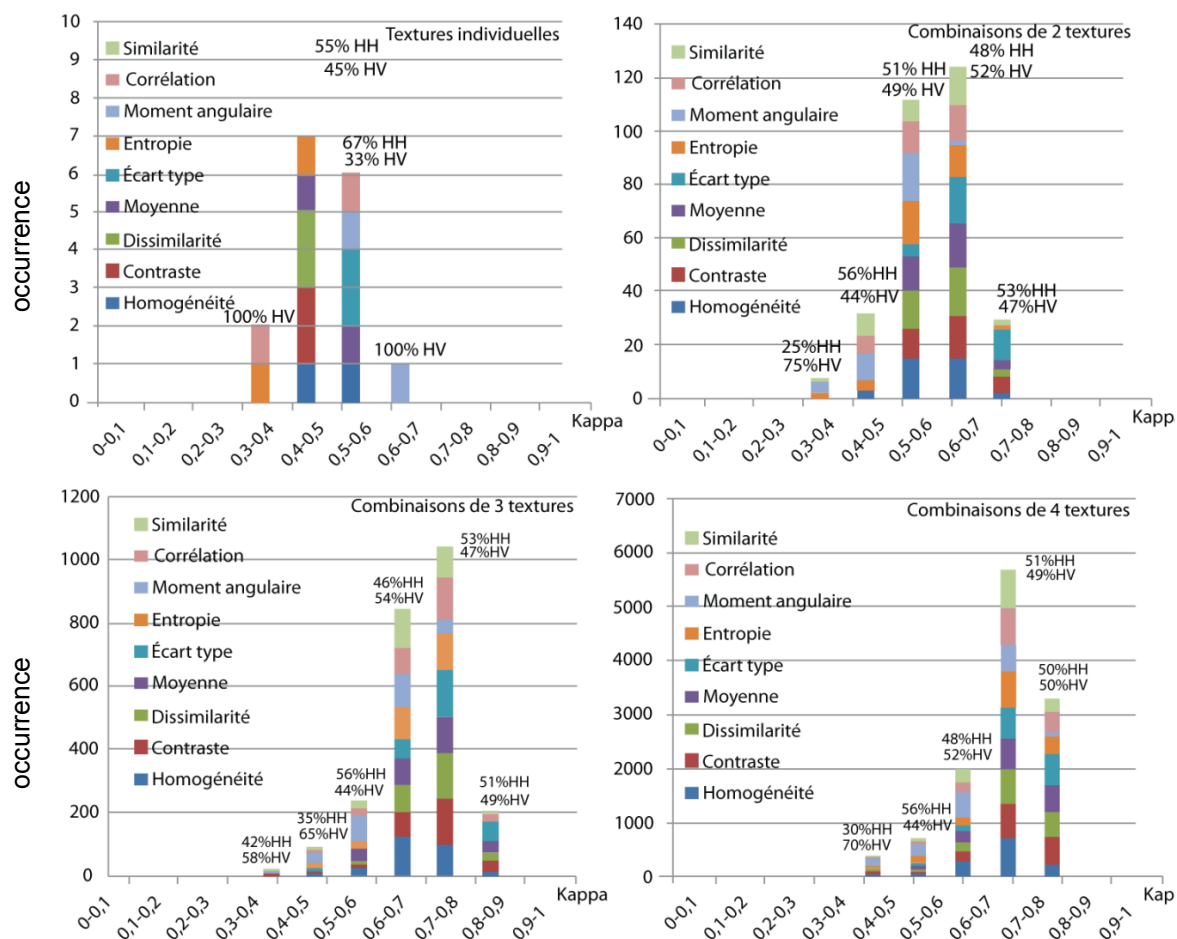


Figure 8.6 : Fréquence absolue des paramètres de textures en fonction du coefficient Kappa pour les images RADARSAT-2 en polarisation double.

Tableau 8.4 : Meilleures et pires classifications pour RADARSAT-2 F en double polarisation.

Textures individuelles	Kappa	Combinaisons de deux textures	Kappa
<i>Les 5 meilleures classifications avec les combinaisons de textures</i>			
MoAng HV	0.615	Contr HH-EcType HV	0.766
MoAng HH	0.554	Moy HH-EcType HV	0.753
Correl HH	0.551	EcType HH-EcType HV	0.750
Moy HV	0.534	EcType HH-Contr HV	0.741
Homog HH	0.525	Dissim HH-EcType HV	0.736
<i>Les 5 pires classifications avec les combinaisons de textures</i>			
Moy HH	0.427	MoAng HH-Simil HH	0.417
Simil HH	0.425	MoAng HV-Simil HV	0.393
Simil HV	0.402	MoAng HH-Entro HV	0.389
Correl HV	0.349	MoAng HH-MoAng HV	0.380
Entro HV	0.336	Entro HV-MoAng HV	0.365
Combinaisons de trois textures	Kappa	Combinaisons de quatre textures	Kappa
<i>Les 5 meilleures classifications avec les combinaisons de textures</i>			
Moy HH-EcType HH-Contr HV	0.883	Moy HH-EcType HH-Contr HV-Entro HV	0.905
Moy HH-Correl HH-Contr HV	0.881	Moy HH-EcType HH-Dissim HV-Simil HV	0.901
Moy HH-EcType HH-Dissim HV	0.868	Moy HH-EcType HH-Contr HV-Simil HV	0.901
Moy HH-EcType HH-Moy HV	0.861	Moy HH-EcType HH-Homog HV-Contr HV	0.901
Moy HH-Dissim HV-Simil HV	0.857	Moy HH-EcType HH-Homog HV-Dissim HV	0.900
<i>Les 5 pires classifications avec les combinaisons de textures</i>			
MoAng HH-Moy HV-MoAng HV	0.363	Moy HH-MoAng HH-Entro HV-MoAng HV	0.411
Moy HH-MoAng HH-MoAng HV	0.353	MoAng HH-Correl HH-Homog HV-MoAng HV	0.386
MoAng HH-MoAng HV-Correl HV	0.353	Homog HH-MoAng HH-Homog HV-MoAng HV	0.386
MoAng HH-Homog HV-MoAng HV	0.332	Entro HH-MoAng HH-Entro HV-MoAng HV	0.371
MoAng HH-Entro HV-MoAng HV	0.323	MoAng HH-EcType HV-Entro HV-MoAng HV	0.369

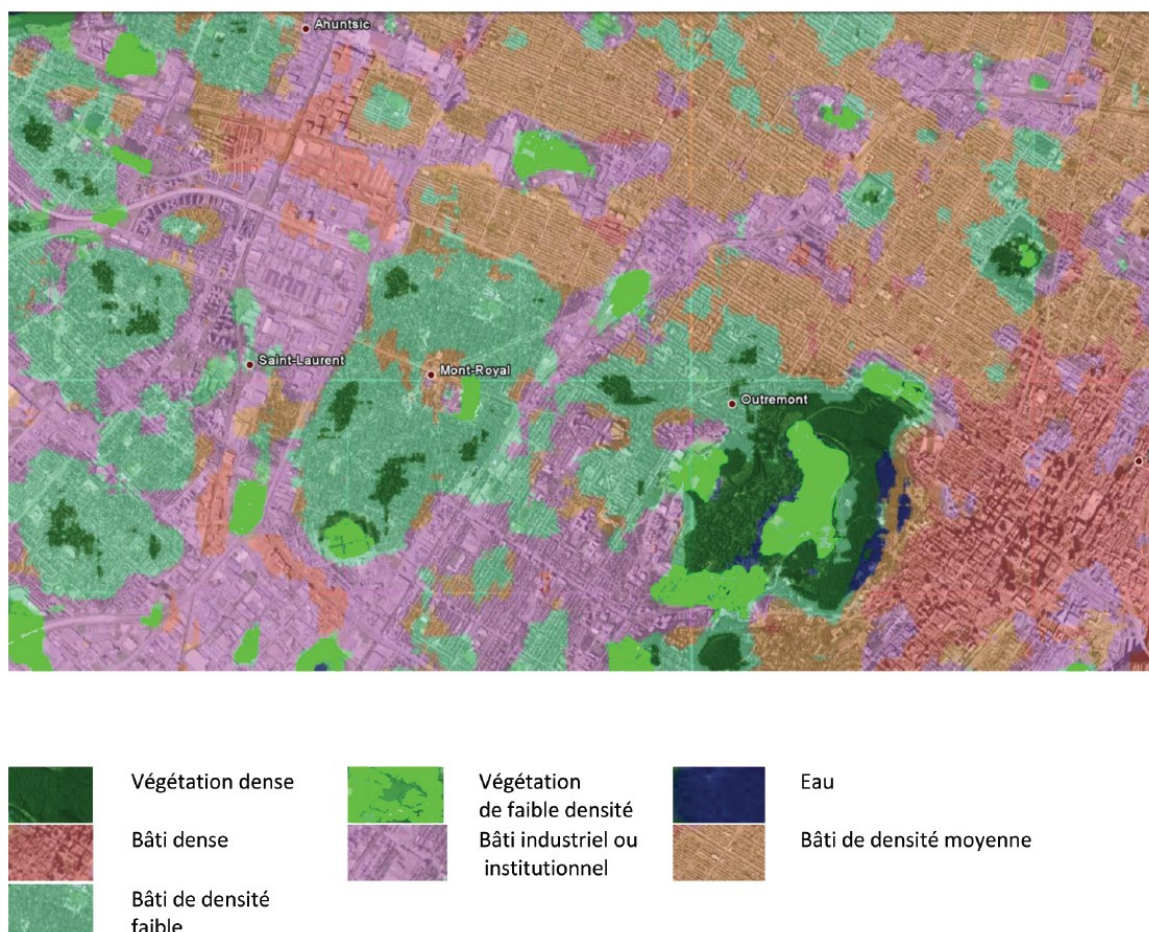


Figure 8.7 : Extrait de classification d'une image RADARSAT-2 du 15-01-2009 en mode fin double polarisation (HH et HV). Combinaison: Moyenne HH, Écart-Type HH, et Contraste HV. En filigrane, une image THR de Montréal extraite de Google Earth.

8.3.3 Classification des images à polarisation quadruple en mode fin

La qualité des classifications obtenues pour les images en quadruple polarisation est illustrée sur la figure 8.8. Le tableau 8.5 donne les meilleurs et les moins bons résultats. L'utilisation d'un seul paramètre donne des performances faibles par rapport à la combinaison de plusieurs textures. La Moyenne, l'Écart-Type ainsi que les paramètres de ressemblance/dissembance se retrouvent toujours dans les meilleures combinaisons et ce pour les mêmes raisons invoquées précédemment.

Concernant les polarisations, les HV et les VH sont davantage présentes dans les meilleures classifications lorsque deux textures sont utilisées. À l'opposé, les polarisations HH et VV sont dominantes dans les moins bonnes classifications utilisant deux textures. Dans les combinaisons de trois et de quatre textures, la présence des quatre polarisations dans les meilleures classifications est équilibrée.

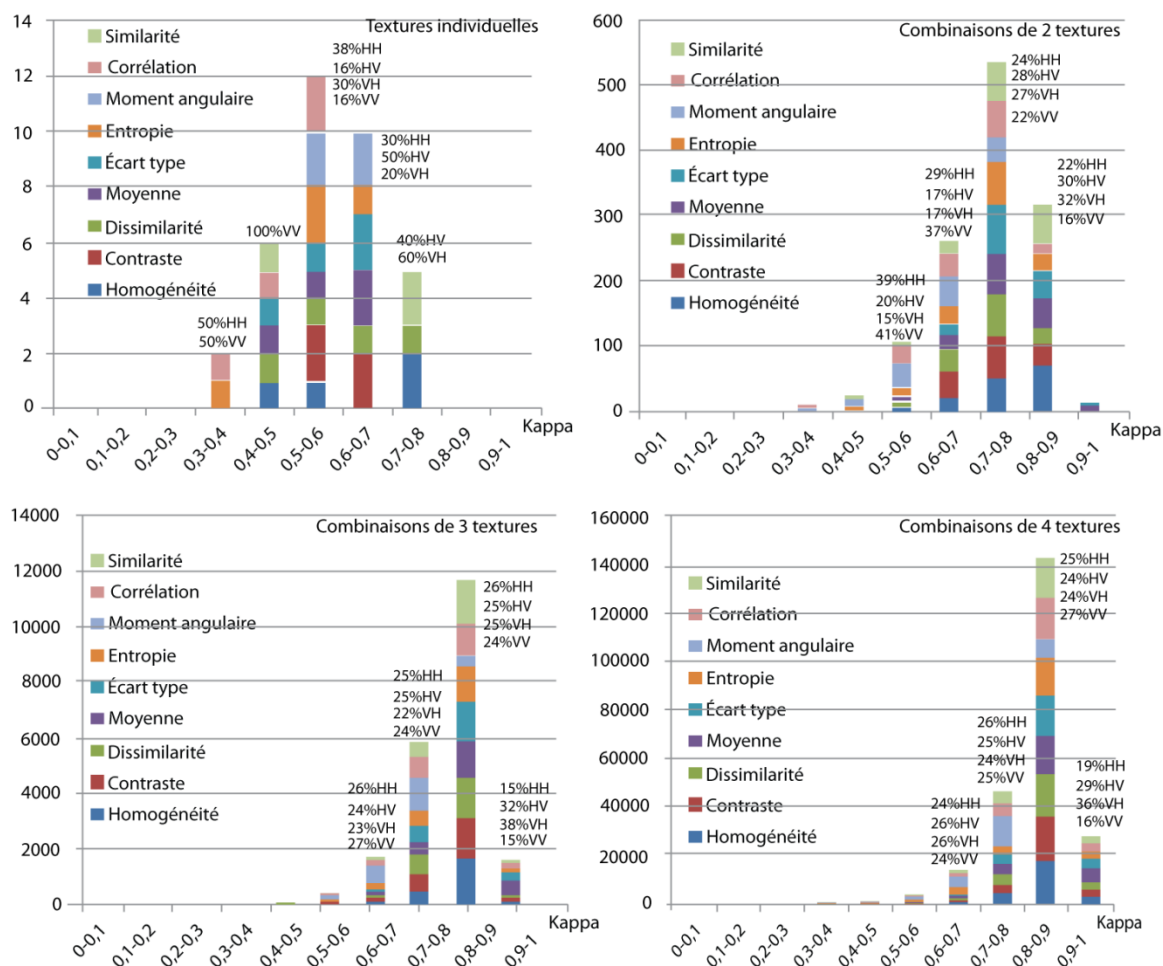


Figure 8.8 : Fréquence absolue des paramètres de textures en fonction du coefficient Kappa pour les images RADARSAT-2 en polarisation quadruple en mode fin.

Tableau 8.5 : Meilleures et pires classifications pour RADARSAT-2 F en quadruple polarisation

Textures individuelles	Kappa	Combinaisons de deux textures	Kappa
<i>Les 5 meilleures classifications avec les combinaisons de textures</i>			
Homog VH	0.781	Moy HV-EcType VH	0.928
Dissim VH	0.779	Moy VH-EcType VH	0.928
Simil VH	0.734	Moy HV-EcType HV	0.917
Simil HV	0.733	EcType HV-Moy VH	0.914
Homog HV	0.705	EcType HH-Moy HV	0.904
<i>Les 5 pires classifications avec les combinaisons de textures</i>			
Homog VV	0.463	MoAng HV-MoAng VH	0.420
Simil VV	0.445	Correl HV- Correl VH	0.385
Correl VV	0.436	Correl HH-Correl VV	0.361
Entro VV	0.393	Entro VV-MoAng VV	0.351
Correl HH	0.339	MoAng HH-Entro VV	0.343
Combinaisons de trois textures	Kappa	Combinaisons de quatre textures	Kappa
<i>Les 5 meilleures classifications avec les combinaisons de textures</i>			
Homog HH-Moy HV-EcType VH	0.946	Homog HH-Moy HV-Moy VH-EcType VH	0.945
Homog HH-Moy VH-EcType VH	0.945	Simil HH-Moy HV-Moy VH-EcType VH	0.945
Simil HH-Moy HV-EcType VH	0.945	Homog HH-Simil HH-Moy HV-EcType VH	0.944
Simil HH-Moy VH-EcType VH	0.944	Homog HH-Simil HH-Moy VH-EcType VH	0.943
Moy HV-EcType VH-Moy VV	0.942	Homog HH-Simil HH-Moy HV-EcType HV	0.942
<i>Les 5 pires classifications avec les combinaisons de textures</i>			
MoAng HH-Entro VV-MoAng VV	0.421	MoAng HH-MoAng VH-Entro VV-MoAng VV	0.447
MoAng HH-MoAng HV-MoAng VH	0.402	MoAng HV-MoAng VH-Entro VV-MoAng VV	0.445
MoAng HV-MoAng VH-MoAng VV	0.402	Entro HH-MoAng HH-Entro VV-MoAng VV	0.443
MoAng HH-MoAng VH-MoAng VV	0.379	Entro HH-MoAng HH-MoAng VH-MoAng VV	0.442
MoAng HH-MoAng HV-MoAng VV	0.373	MoAng HH-MoAng HV-MoAng VH-MoAng VV	0.3803

Les figures 8.9 et 8.10 illustrent respectivement la classification obtenue à partir de l'une des meilleures combinaisons de textures et de l'une des pires combinaisons.

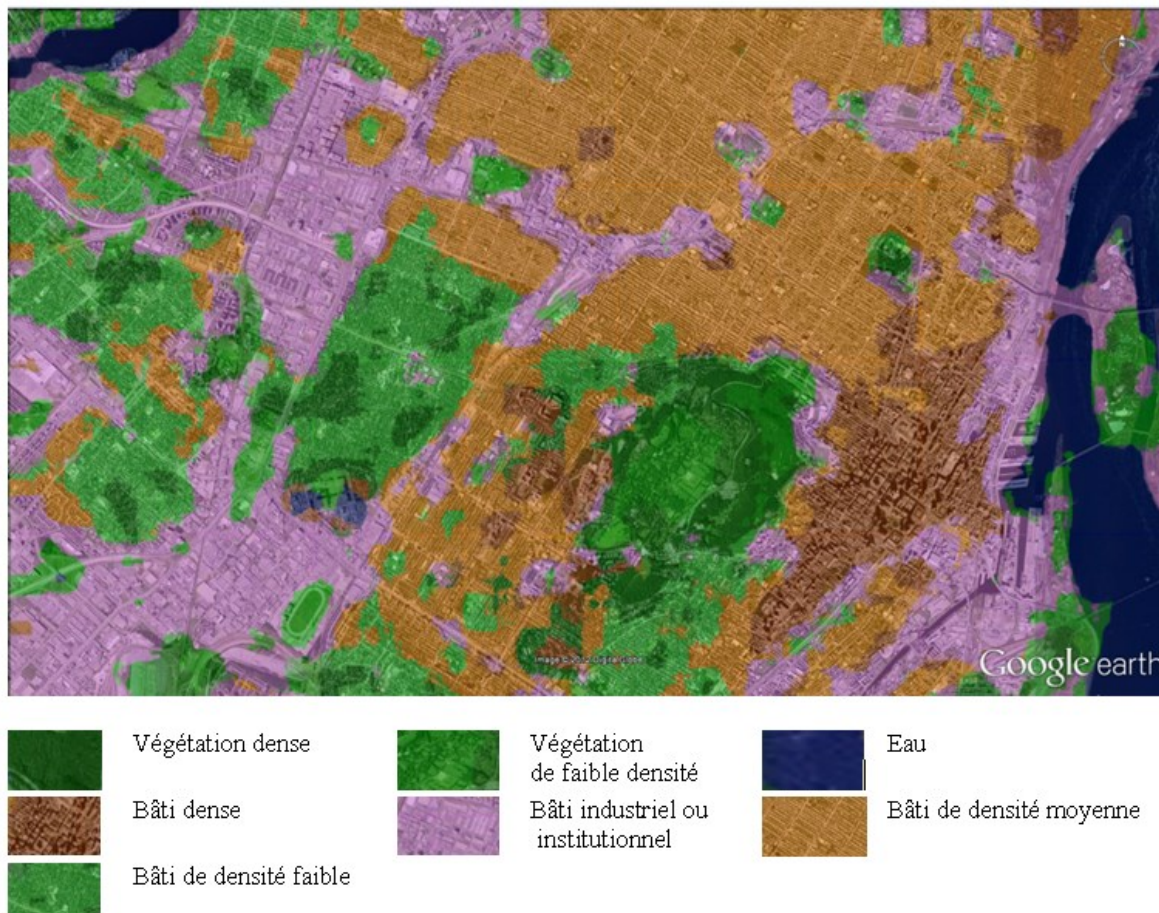


Figure 8.9 : Extrait de classification par maximum de vraisemblance faite à partir d'une image RADARSAT-2 en mode fin polarisation quadruple. Exemple d'une des meilleures combinaisons : Homogénéité HH, Moyenne HV, Moyenne VH, Ecart-Type VH. En filigrane une image THR de Montréal extraite de Google Earth.

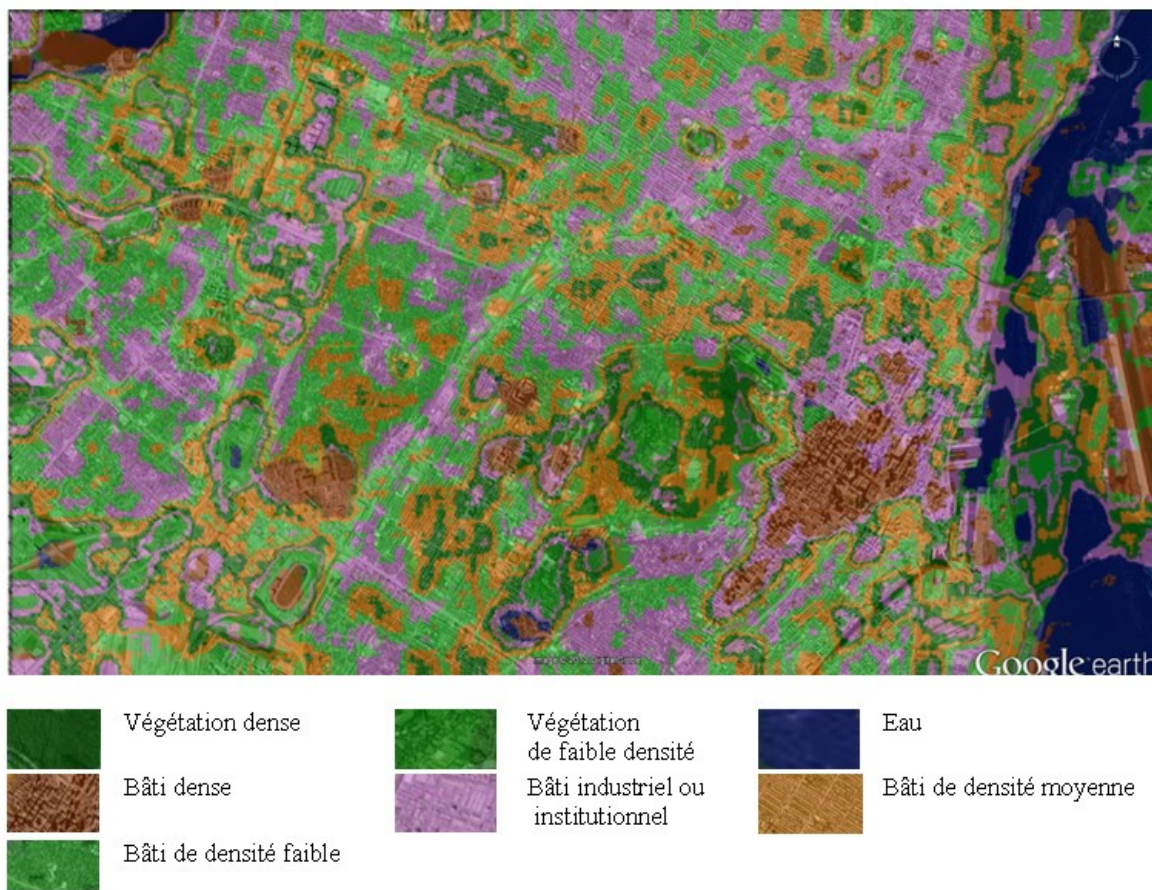


Figure 8.10 : Extrait de classification par maximum de vraisemblance faite à partir d'une image RADARSAT-2 en mode fin, polarisation quadruple. Exemple d'une des pires combinaisons : Deuxième Moment Angulaire HH, Entropie VV, Deuxième Moment Angulaire VV. En filigrane une image THR de Montréal extraite de Google Earth.

8.3.4- Classification de l'image RADARSAT-2 à polarisation simple en mode ultrafin

Les textures des images RADARSAT-2 en mode ultrafin présentent un comportement différent des autres types d'images traitées ici. Cette particularité s'est également révélée dans la comparaison des textures et leur analyse en composantes principales (section 8.2.3). En utilisant les textures individuelles, tous les paramètres de désordre et de ressemblance/dissemblance offrent un kappa presque identique. Rappelons que ces textures étaient fortement corrélées et avaient presque les mêmes corrélations (très élevées) avec le premier axe principal. La Moyenne, l'Écart-Type et la Corrélation

donnent des classifications de moins bonne qualité, leurs poids dans le premier axe principal étaient moins élevés (figure 8.11).

Les meilleures classifications obtenues avec l'utilisation de deux textures comportent généralement la Corrélacion et un autre paramètre. La raison est que la Corrélacion est le seul paramètre qui présentait une information complémentaire tel que révélé par la comparaison des texture et leur caractérisation par ACP. La combinaison des textures fortement corrélées donnent les plus faibles valeurs de kappa (Tableau 8.6).

La combinaison de plus de deux paramètres implique souvent la Corrélacion et l'Écart-Type, la raison est que ces derniers sont moins corrélés aux paramètres de désordre et de ressemblance/dissemlance. Il faut noter que, dans l'exemple de l'image en mode ultrafin présentée ici, la combinaison des textures n'augmente pas la qualité des classifications par rapport l'utilisation d'un seul paramètre et ce pour les raisons de la forte corrélacion entre les paramètres ayant un poids élevé dans le premier axe principal.

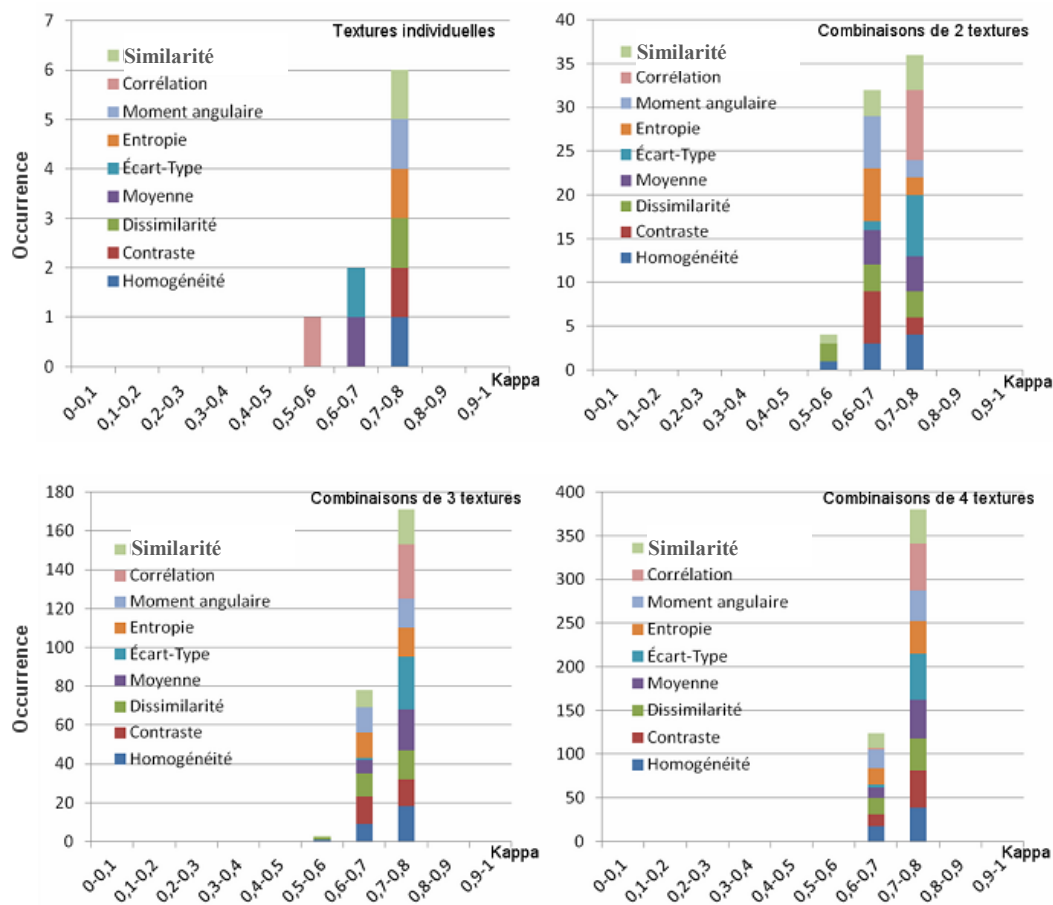


Figure 8.11 : Fréquence absolue des paramètres de textures en fonction du coefficient Kappa pour l'image RADARSAT-2 en mode ultrafin.

Tableau 8.6 : Meilleures et pires classifications pour RADARSAT-2 à polarisation simple en mode ultrafin

Performance (kappa) des classifications pour les textures individuelles									
Texture	MoAng	Entro	Homog	Simil	Contr	Dissim	EcType	Moy	Correl
Kappa	0.754	0.753	0.751	0.751	0.751	0.749	0.604	0.602	0.506
Performance (kapa) des classifications pour des combinaisons de deux, tois et quatre textures									
Deux textures		kappa	Trois textures		kappa	Quatre textures		kappa	
Les 5 meilleures classifications avec les combinaisons de textures									
EcType-Correl		0.745	EcType-Entro-Correl		0.749	EcType-Entro-Correl-Simil		0.744	
Homog-Simil		0.744	EcType-MoAng-Correl		0.746	Homog-EcType-Entro-Correl		0.744	
Entro-Correl		0.738	Homog-EcType-Correl		0.745	EcType-Entro-MoAng-Correl		0.736	
Homog-Correl		0.736	EcType-Correl-Simil		0.744	Moy-EcType-MoAng-Correl		0.735	
Correl-Simil		0.736	Homog-Contr-Correl		0.739	Homog-EcType-MoAng-Correl		0.734	
Les 5 pires classifications avec les combinaisons de textures									
Moy-EcType		0.614	Contr-Entro-MoAng		0.640	Contr-Dissim-MoAng-Simil		0.657	
Contr-Dissim		0.600	Homog-Contr-Simil		0.632	Homog-Contr-Dissim-MoAng		0.657	
Entro-MoAng		0.600	Contr-Dissim-Simil		0.620	Contr-Dissim-Entro-MoAng		0.652	
Homog-Dissim		0.597	Homog-Contr-Dissim		0.619	Homog-Dissim-MoAng-Simil		0.638	
Dissim-Simil		0.596	Homog-Dissim-Simil		0.590	Homog-Contr-Dissim-Simil		0.618	

8.4 Résultats globaux

Le tableau 8.7 rassemble les meilleures classifications toute image confondue. Il fait ressortir :

- la nécessité de l'usage de plusieurs paramètres texturaux pour obtenir de meilleurs coefficients kappa (figure 8.12),
- la complémentarité des paramètres de texture selon la classification basée sur leur formulation mathématique. Ainsi, les meilleures classifications regroupent les paramètres des différentes familles définies au chapitre 5.
- l'utilisation de divers type de polarisation (parallèle et croisée) améliore les résultats des classifications
- l'augmentation du nombre de paramètre de texture n'a pas amélioré dans notre cas les résultats des classifications pour le mode ultrafin en polarisation HH.

Tableau 8.7 : Meilleures associations de paramètres de texture et leur performance pour chaque type d'image.

	Nb de paramètres	combinaison	kappa
RADARSAT-1	1	Moy	0,713
	2	Moy -EcType	0,822
	3	Moy-EcType-Entro	0,840
	4	Contr-Moy-Entro-Simil	0,847
RADARSAT-2 2 pol	1	MoAng HV	0,615
	2	Contr HH-EcType HV	0,766
	3	Moy HH-EcType HH-Contr HV	0,883
	4	Moy HH-EcType HH-Contr HV-Entro HV	0,905
RADARSAT-2 Quadpol	1	Homog VH	0,781
	2	Moy HV-EcType VH	0,928
	3	Homog HH-Moy HV-EcType VH	0,946
	4	Homog HH-Moy HV-Moy VH-EcType VH	0,945
RADARSAT-2 UF	1	MoAng	0,754
	2	EcType-Correl	0,745
	3	EcType-Entro-Correl	0,749
	4	EcType-Entro-Correl-Simil	0,744

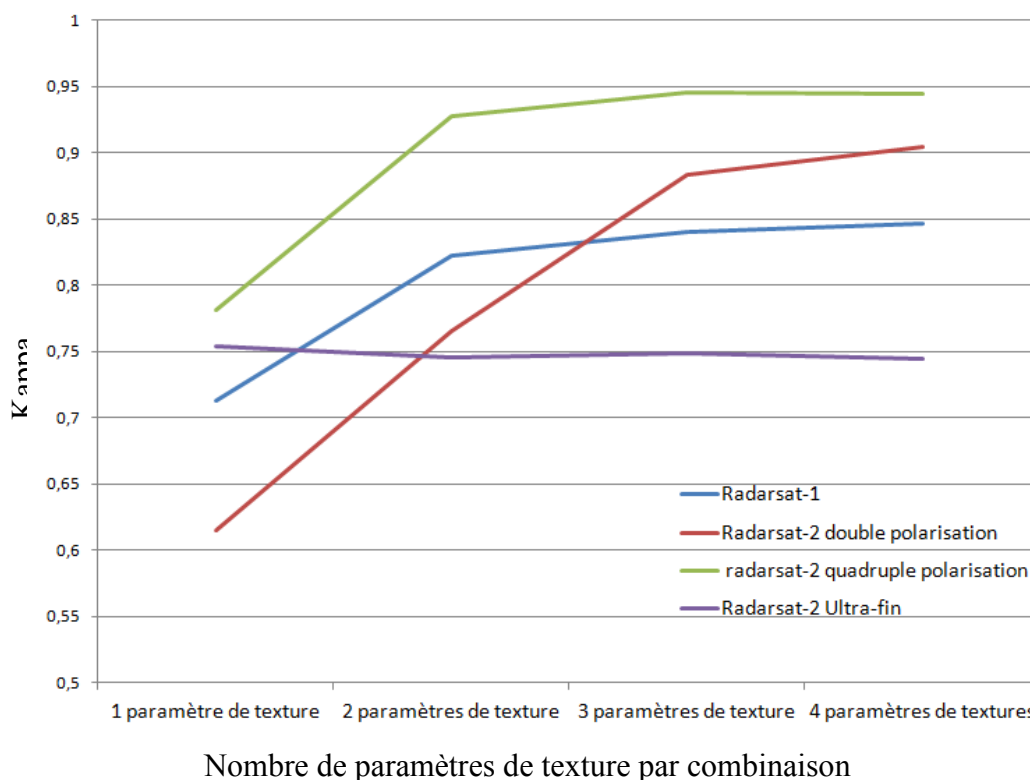


Figure 8.12 : Nombre de paramètres de texture, type d'image et évolution du Kappa

En dépit de la bonne performance de l'approche basée sur la complémentarité des paramètres (sauf pour le mode ultrafin HH), il subsiste des zones mal classées du fait de la ressemblance texturale entre les diverses classes d'occupation du sol mais surtout du fait des effets cardinaux omniprésents dans les images. A cet égard il semble nécessaire de procéder aux corrections de ces effets. Cette question fera l'objet du chapitre 9.

Chapitre 9- Compensation des effets cardinaux

Le but visé par la recherche présentée dans ce chapitre est de mettre au point un algorithme simple d'application qui permet de créer une nouvelle image radar avec réduction des écarts entre les échos radar dus à l'orientation des bâtiments par rapport au plan d'illumination. Cet algorithme devra ainsi favoriser la meilleure caractérisation et la discrimination des types d'occupation du sol à partir des images RSO. Comme il a été décrit au chapitre 7, la méthodologie mise de l'avant pour le développement de cet algorithme comprenait les étapes suivantes :

- 1) Définition des aires de rétrodiffusion des bâtiments;
- 2) Analyses statistiques des valeurs des images à l'intérieur des aires de rétrodiffusion en fonction de l'orientation des façades de bâtiments;
- 3) Introduction d'un modèle de section efficace de rétrodiffusion et ajustement des paramètres.

Ces étapes ainsi que les principaux résultats obtenus après application de l'algorithme sont décrits dans les sections qui suivent.

9.1- Images utilisées

Cinq images RADARSAT-2 de l'île de Montréal ont été utilisées pour cette étude (Tableau 9.1) dont une en mode ultrafin. Le développement du modèle s'est fait sur l'ensemble de la scène illustrée dans la figure 9.1a. Une première validation (voir section 9.5) a été réalisée sur la zone encadrée. Celle-ci a été choisie en raison de l'importance des effets cardinaux (figure 9.1b et 9.1c). Une attention particulière a été portée à la différence entre les effets cardinaux dans les images acquises en polarisation parallèle et celles acquises en polarisation croisée.

Tableau 9.1 : Les images utilisées pour le développement et la validation de la méthode de compensation des effets cardinaux, cas de l'île de Montréal.

Utilisation	Images RS-2	Date d'acquisition	Lieu
Développement	FQ1 HH, HV, VH, VV desc.	27-08-2010	Montréal
	F3 HH et HV desc.	15-01-2009	Montréal
	F4F HH et HV asc.	17-02-2009	Montréal
	U12 HH desc.	19-07-2009	Montréal
	FQ7 HH, HV, VH et VV asc.	01-09-2009	Montréal
Validation	F4F HH et HV asc.	17-02-2009	Montréal
	F4N HH desc.	15-01-2009	Montréal
	F3 HH et HV desc.	15-01-2009	Montréal
	U8 HH desc.	31-08-2010	Sun-City
	FQ8 HH, HV, VH et VV asc.	22-08-2008	Sun-City

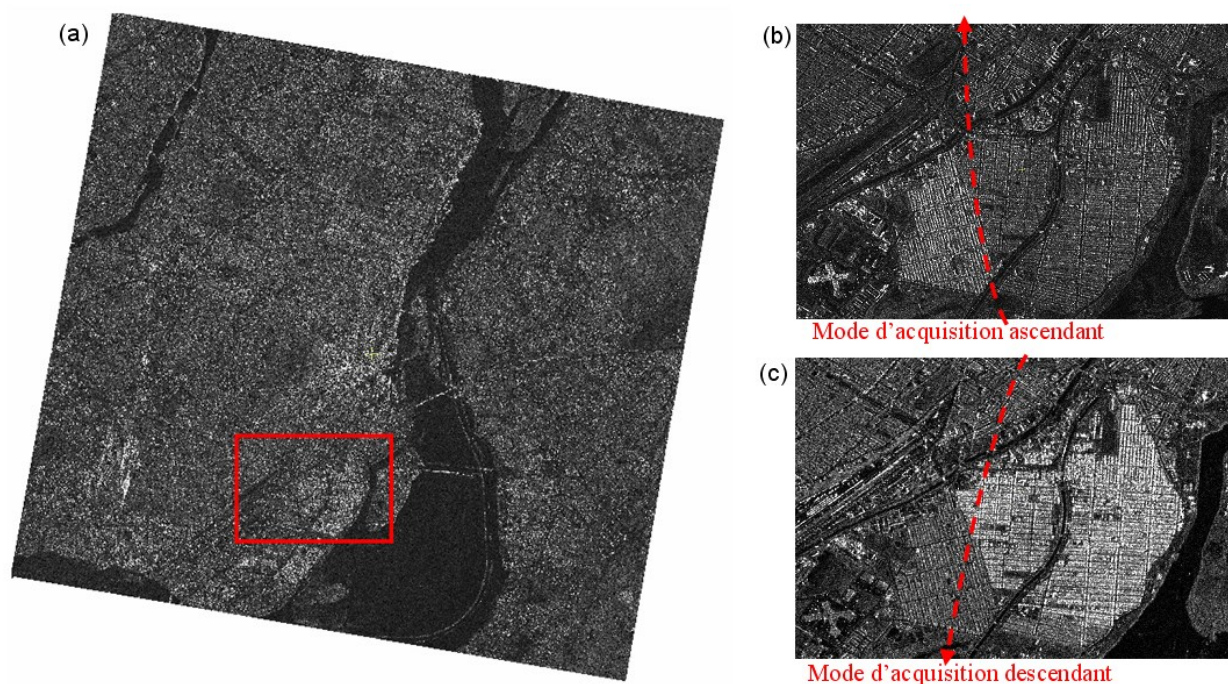


Figure 9.1 : Régions utilisées pour le développement (a) et pour la validation du modèle de compensation dans le cas d'une image ascendante (b; image HH du 17-02-2009) et descendante (c; image HH du 15-01-).

Pour la validation de l'algorithme de compensation proposée, nous avons aussi introduit deux images RADARSAT-2 de la ville de Sun City, Arizona, USA; (Tableau 9.1). L'intérêt de cette scène est qu'elle porte sur des quartiers à structure circulaire avec une disposition spatiale des bâtiments couvrant des angles variant de 0 à 360 degrés (figure 9.2-a). Les effets cardinaux dans ces quartiers circulaires sont évidents (figure 9.2-b). Il s'agit donc d'un cas idéal pour valider l'algorithme de compensation.

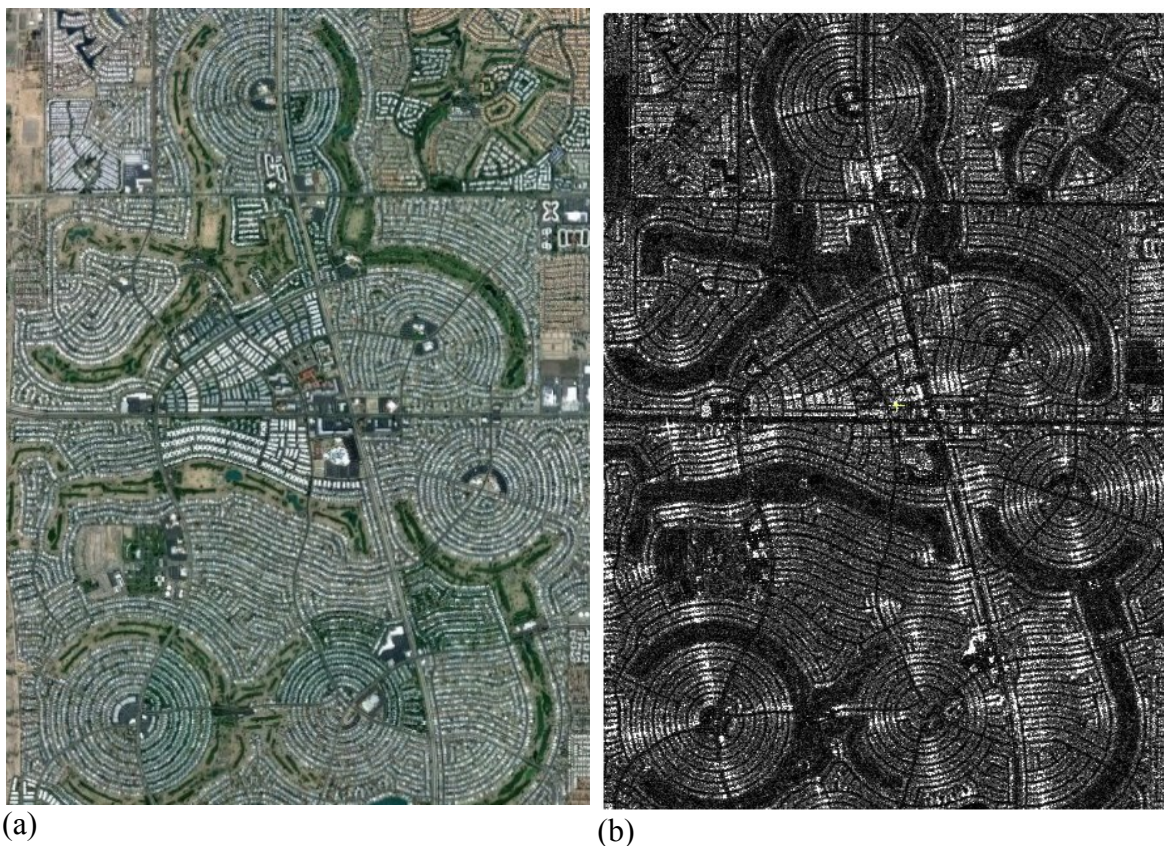


Figure 9.2 : Image de Sun City prise de Google Earth (a) et acquise par RADARSAT-2 (b) en mode ultrafin (U8) ascendant HH.

9.2 Analyse des aires de rétrodiffusion

Tel qu'expliqué au chapitre 7 pour circonscrire les aires de rétrodiffusion des bâtiments sur les images RADARSAT-2 nous nous sommes servis des images simulées radar créées à partir du modèle numérique de surface (MNS, fusion d'un MNA et d'un modèle 3-D des bâtiments) et le modèle de simulation de Guindon et Adair (1992) implémenté dans la fonction SARSIM2 de PCI Geomatica. Réalisées en mode ascendant et descendant selon les caractéristiques -angles d'incidence entre autres- des images dont nous disposons, le premier intérêt de ces simulations est de fournir les informations nécessaires pour circonscrire l'aire des échos radar des bâtiments, leurs zones d'ombre, etc. Après binarisation des images simulées, suivie d'une vectorisation du résultat, les polygones issus de cette opération sont exportés vers les images réelles radar correspondantes à des fins d'analyse statistiques (section 9.2.2). Les paragraphes qui suivent donnent un bref aperçu de ce simulateur et de son utilisation pour la définition des aires de rétrodiffusion des bâtiments.

9.2.1 Le simulateur d'images radar : bref aperçu

Le modèle de Guindon est basé sur une fonction de localisation inverse qui permet de déterminer pour chaque pixel sur le terrain son équivalent radar (figure 9.3). De manière abrégée, le MNS est projeté dans l'espace radar et rééchantillonné. Les valeurs radiométriques générées résultent des dénivellations locales, sources de contractions de l'image en géométrie radar.

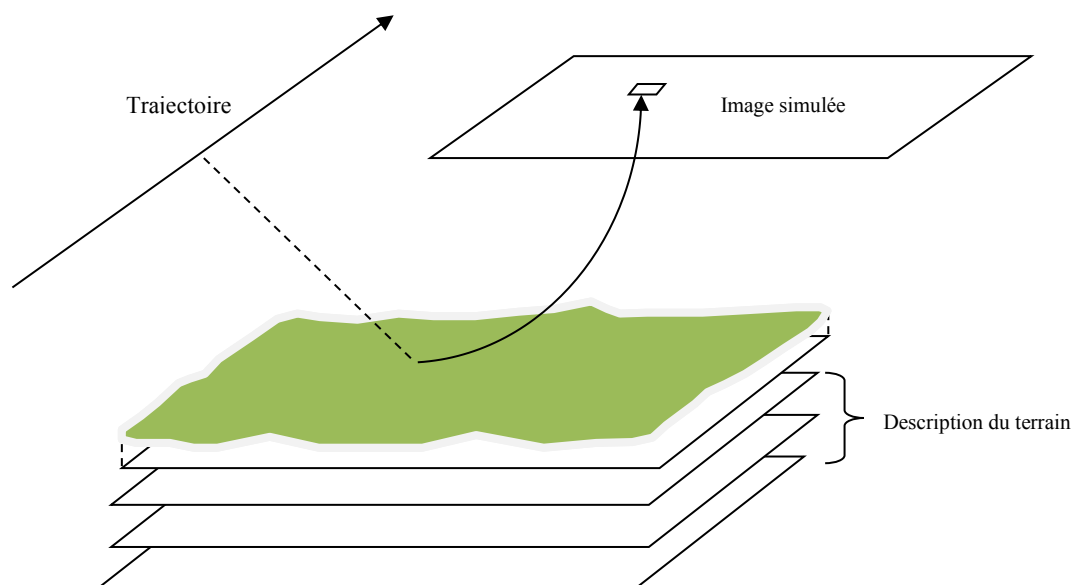


Figure 9.3 : Modélisation physique par localisation inverse (Adapté de Polidori, 1997).

Le modèle génère une série de données auxiliaires dont, entre autres, les masques d'ombre et de repliement. La présence de zone d'ombre et de repliement est détectée en calculant pour chaque sous-échantillon du MNS l'ampleur de l'angle de visée du RSO, la portée oblique ainsi que les coordonnées simulées.

Les tests qui ont été faits par l'auteur lui-même laissent envisager des marges d'erreur de position au niveau du géocodage du modèle pouvant varier entre 75m et 150m pour un MNA dont l'échelle était de 1 :250 000. Une grande partie de cette marge d'erreur serait due à la précision du MNA. Dans le cas de notre modélisation, nous utilisons des cartes au 1 :1000 (c'est-à-dire 250 fois plus précises) et nos aires de modélisation ont des dimensions de l'ordre de quelques kilomètres – contre 100km x 100km pour les essais de Guindon-. Aussi les erreurs de projection relevant du modèle sphérique de projection sont-elles réduites substantiellement. Les vérifications visuelles que nous avons faites laissent croire que nos marges d'erreur sont en dessous du mètre.

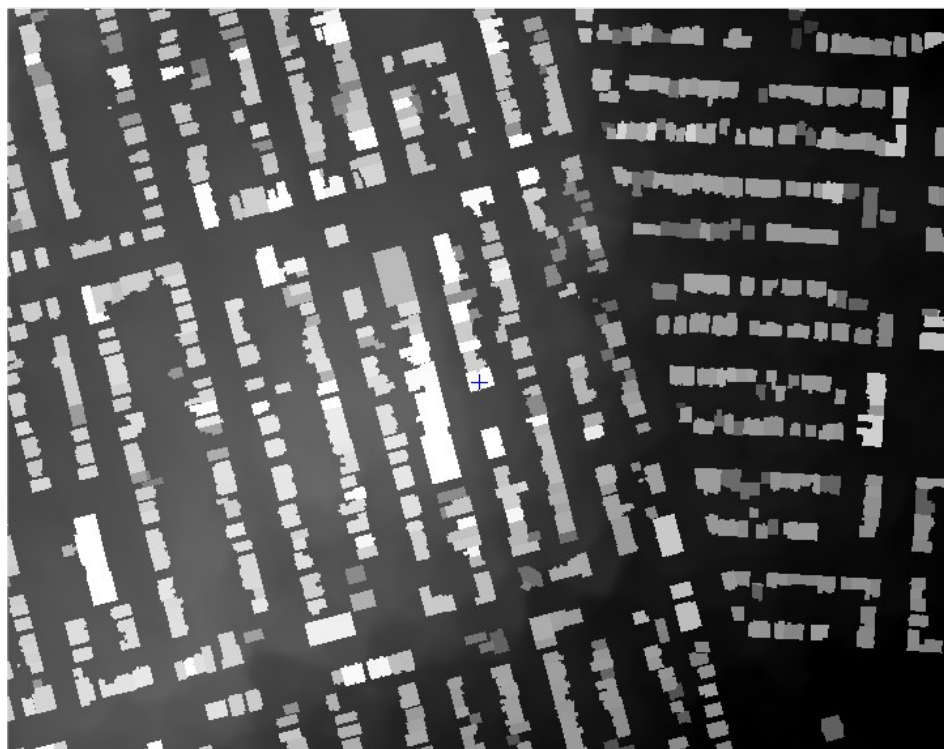
Quant au modèle de calcul des valeurs radiométriques - dit universel -, basé sur une technique d'accumulation à partir de la topographie, il ne tient pas compte de la nature

des objets et par conséquent il évacue toute question relative aux constantes diélectriques des matériaux. La question du chatoiement n'est pas non plus traitée. Cependant le modèle donne la latitude d'obtenir par seuillage les aires de rétrodiffusion des différents objets au sol. Ce sont ces aires qui nous intéressent essentiellement.

9.2.2 Extraction des aires de rétrodiffusion

La figure 9.4 montre une portion du modèle numérique de surface (MNS) et l'image radar simulée tandis que la figure 9.5 illustre les aires de rétrodiffusion extraites de l'image simulée superposées sur une image radar réelle ainsi qu'à une orthophotographie. Il faut remarquer, qu'en raison des phénomènes de raccourci et de repliement les aires de rétrodiffusion sont décalées par rapport aux positions réelles des bâtiments (figure 6.3).

Les aires de rétrodiffusion ont été extraites après binarisation de l'image simulée. Ces aires se confondent très souvent avec les surfaces de repliement en autant que le sol est plat. Rappelons que l'algorithme de Guindon donne automatiquement ces aires de repliement. La suite de l'opération consiste à faire une jointure de type spatiale avec les emprises au sol des bâtiments (figure 9.6). Cette opération présente l'avantage d'affecter les attributs des bâtiments y compris les hauteurs et les altitudes aux aires de rétrodiffusion. Une dernière étape de la chaîne de traitement des aires de rétrodiffusion est la partition de celles-ci selon leur orientation ou plutôt l'orientation des emprises au sol des bâtiments ayant généré ces échos. Pour ce faire, nous délimitons une zone tampon (au moins égale à la hauteur des bâtisses) autour des segments des bâtiments. Le champ d'intersection entre cette zone tampon et l'aire de l'écho de l'édifice est le champ d'action de la portion de bâtiment considérée. Ce sont les pixels des images radar appartenant à ces aires de rétrodiffusion par segment des bâtiments qui ont été analysés afin d'établir le modèle de compensation.



(a)



(b)

Figure 9.4 : Extrait du MNS (a) et image radar simulée correspondante (b).

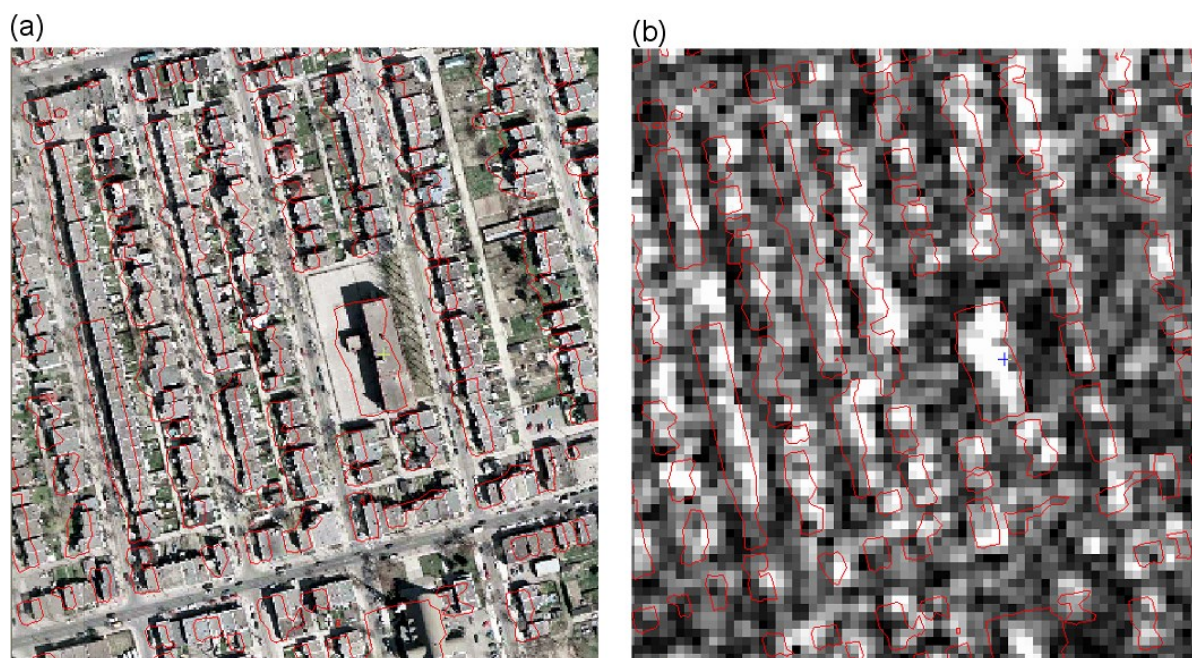


Figure 9.5 : Extrait de polygones d'aires de rétrodiffusion du bâti (en rouge) générées par simulation radar superposées à une photographie aérienne (a) et à une image RADRSAT-2 (b).

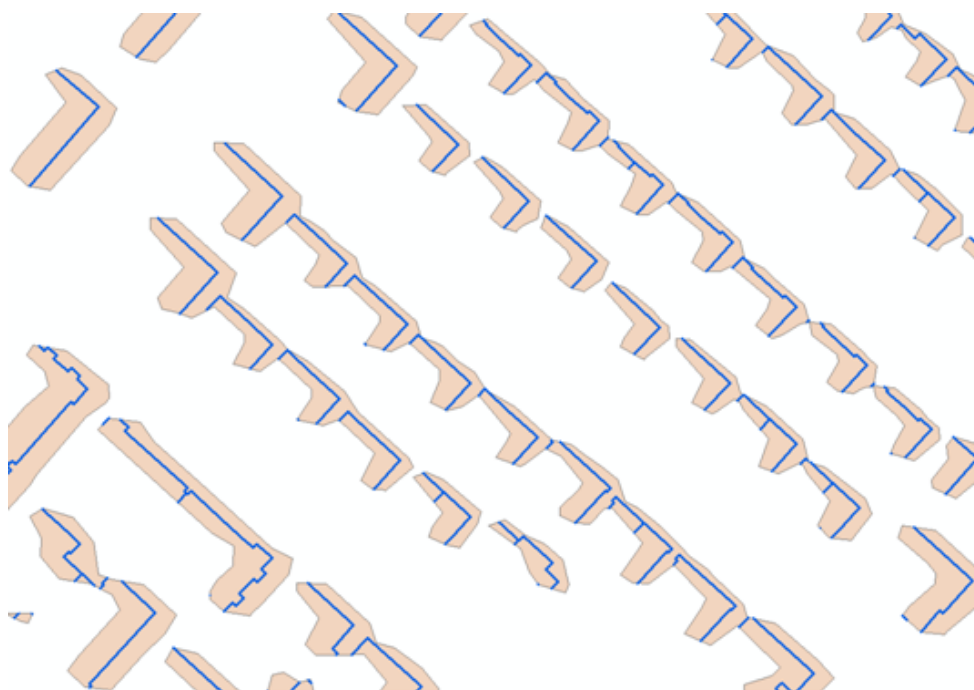


Figure 9.6 : Opération de jointure spatiale entre aires de rétrodiffusion et attributs de bâtiments.

9.3- Développement du modèle de compensation

Tel que mentionné au chapitre 7, le modèle de la SER choisi est celui d'un plan représentant les façades des bâtiments. En ne tenant compte que de la géométrie d'un tel plan, la SER est donnée par (Méric et al. 1998) :

$$SER_{surface}(\theta, \phi, a, b) = \frac{4\pi(ab)^2}{\lambda^2} \cos^2 \theta \left[\frac{\sin(\frac{2\pi}{\lambda} a \sin \theta \cos \phi)}{\frac{2\pi}{\lambda} a \sin \theta \cos \phi} \times \frac{\sin(\frac{2\pi}{\lambda} b \sin \theta \sin \phi)}{\frac{2\pi}{\lambda} b \sin \theta \sin \phi} \right]^2 \quad [9.1]$$

La figure 9.7 spécifie les différents paramètres inclus dans cette équation. La façade verticale d'un bâtiment est décrite par sa largeur a et sa hauteur b ; ϕ est l'orientation de la façade par rapport à la trace au sol du satellite; θ est l'angle d'incidence du rayonnement et λ sa longueur d'onde. La forme de $SER_{surface}$ selon l'orientation ϕ est très variable en fonction des paramètres a et b . Elle varie du simple cercle à des formes multi-lobes très complexes (figure 9.8).

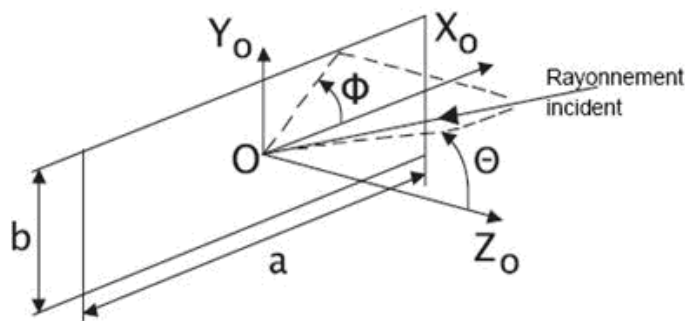


Figure 9.7 : Surface plane de dimension $a \times b$, d'orientation ϕ éclairée par un rayonnement incident selon un angle θ .

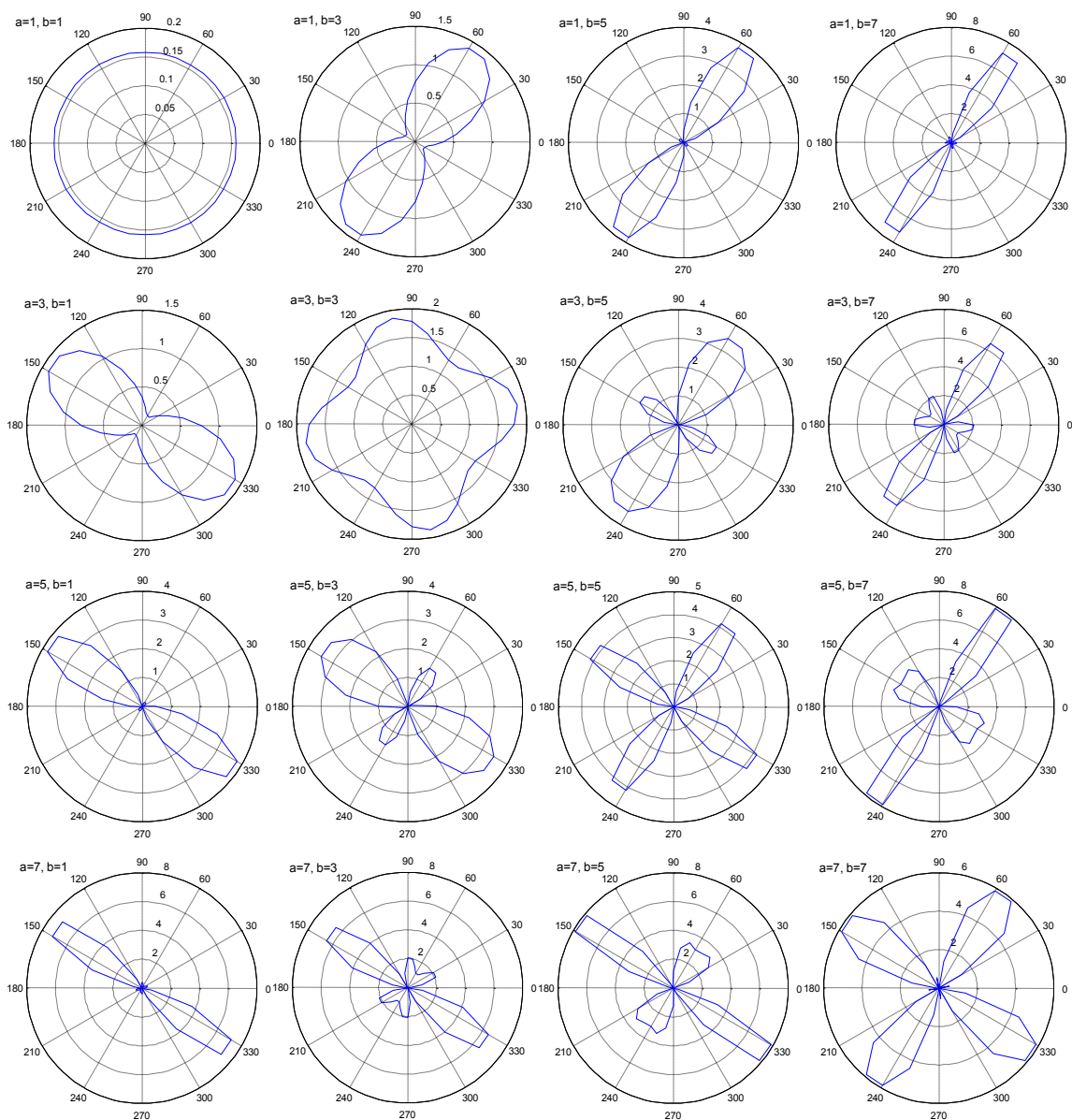


Figure 9.8. Exemples de SER selon l'orientation ϕ des surfaces pour différentes valeurs de a et b allant de 1 à 7, avec un pas de 2. Les autres paramètres sont fixés à : $\lambda=5.6$ cm, $\theta=44.5^\circ$.

Les segments des aires de rétrodiffusion, tout bâtiment confondu ont été classées selon leur orientation à des intervalles angulaires de 10 degrés ($[0-10[$, $[10-20[$, ..., $[350-360[$). La moyenne des valeurs ainsi que la fréquence des valeurs par intervalle angulaire ont été par la suite calculées. Pour le calcul des fréquences nous avons séparé les valeurs de rétrodiffusion en six classes (six intervalles égaux). Dans un premier temps nous avons étudié les images en polarisation HH et établi les paramètres d'application du modèle de

la SER choisi. Par la suite les images en polarisation croisée ont été analysées afin d'évaluer les paramètres d'application de la même SER.

9.3.1- Distribution des rétrodiffusions : cas des polarisations parallèles HH

La distribution des moyennes de rétrodiffusion par intervalle de 10° a clairement montré l'importance de la rétrodiffusion dans la direction optimale qui se situe autour de la trace au sol de l'orbite du satellite (figure 9.9). Ces effets cardinaux sont présents autant sur les images en mode ascendant que sur celles en mode descendant. Globalement la rétrodiffusion se présente sous forme d'un cercle plus ou moins indépendant de l'orientation avec de faibles rétrodiffusions et de deux lobes orientés dans la direction de la trajectoire du satellite avec des rétrodiffusions élevées. La modélisation des distributions observées sur la figure 9.9 permettra de corriger cette variation en fonction de l'orientation. Nous pouvons ainsi considérer un modèle constitué de la somme de deux SER, l'une ajustée aux faibles radiométrie (forme circulaire) et l'autre ajustée aux fortes radiométries (sous forme de lobes). Ce modèle sera utilisé afin de corriger les effets cardinaux.

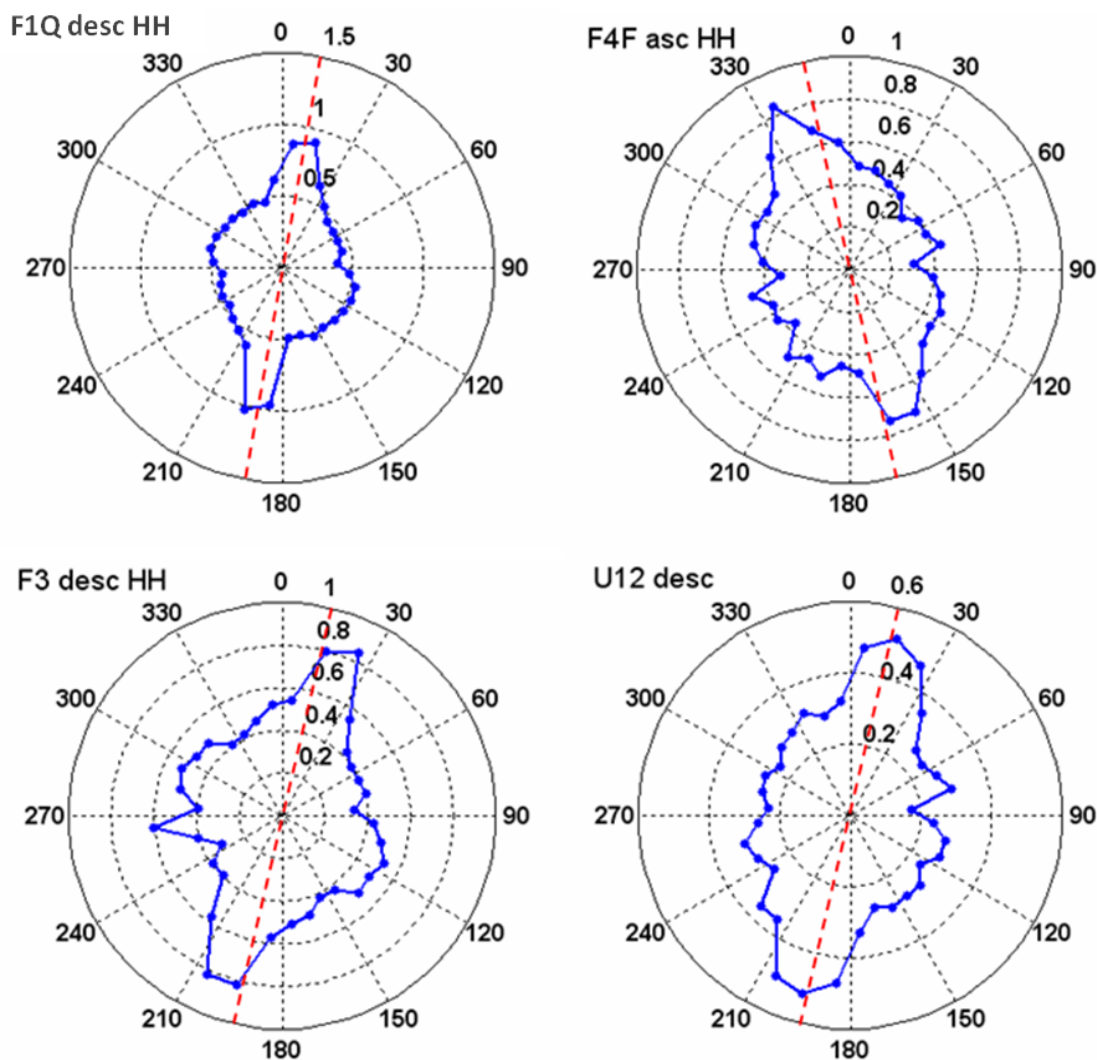


Figure 9.9 : Distribution de la rétrodiffusion (moyennes des polygones) en fonction de l'orientation pour les images en mode polarisation HH. En pointillés rouges l'angle de la trace au sol de l'orbite du satellite.

Par ailleurs la fréquence des valeurs de rétrodiffusion classées en 6 intervalles et leur distribution selon l'orientation (figures 9.10 et 9.11) permet de constater l'absence des effets cardinaux pour des rétrodiffusions faibles. Par contre, les particularités liées à l'orientation sont évidentes dès que ces valeurs de rétrodiffusion sont supérieures à 1. Le modèle de compensation proposée devra tenir compte de cette particularité par l'imposition d'un seuil à partir duquel les valeurs radiométriques de l'image devront être compensée (voir section 9.3.2).

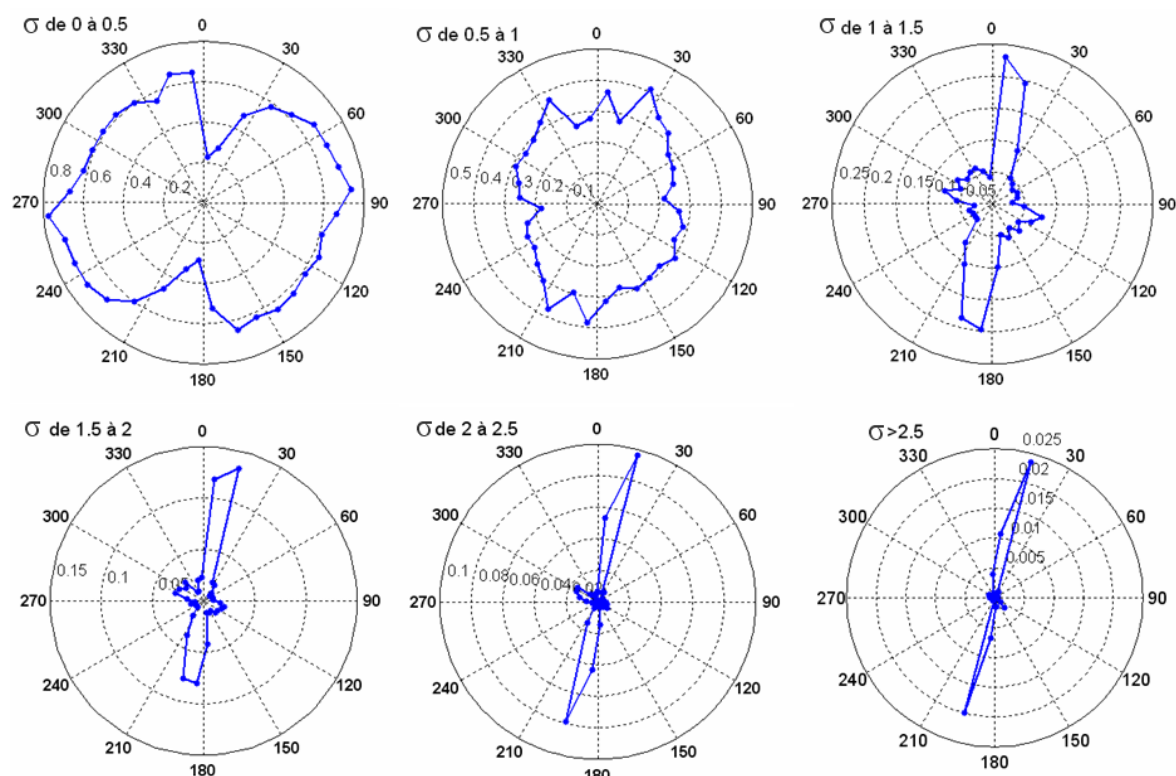


Figure 9.10 : Fréquence relative des valeurs de rétrodiffusion (σ) en fonction des angles d'orientation des structures (routes et bâtiments) pour l'image F1Q HH descendante.

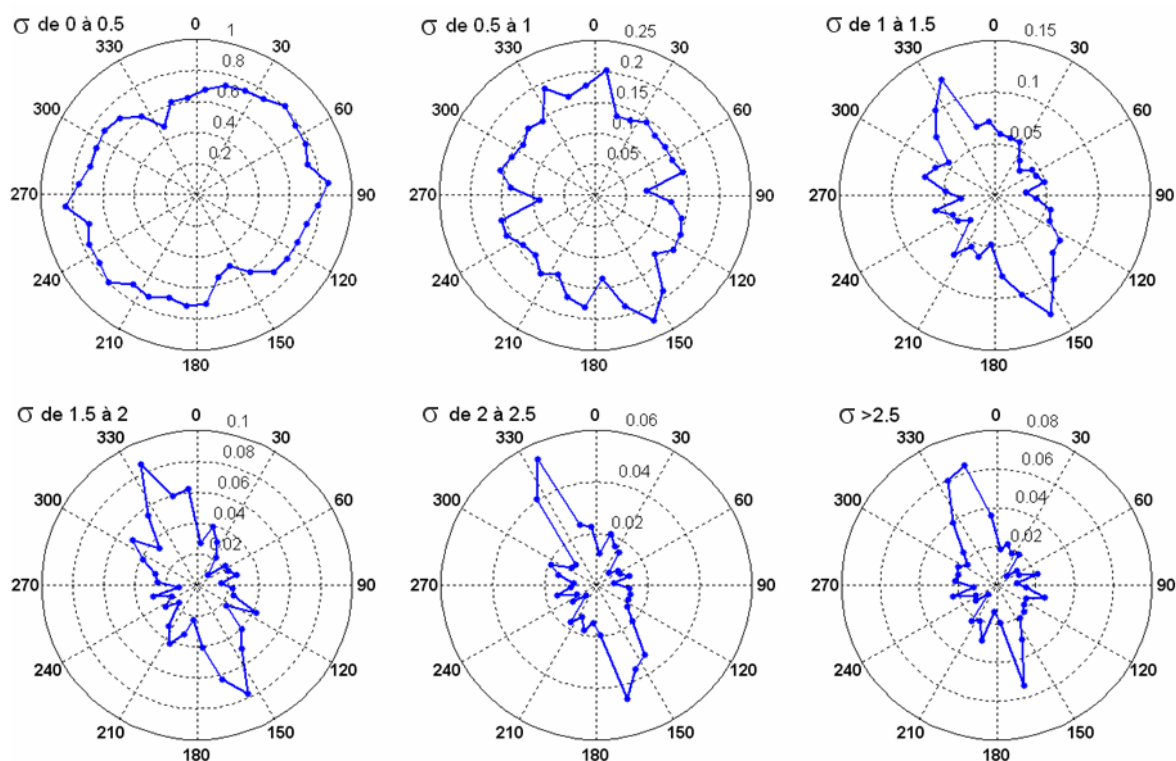


Figure 9.11 : Fréquence relative des valeurs de rétrodiffusion (σ) en fonction des angles d'orientation des structures (routes et bâtiments) pour l'image F4F HH ascendante.

9.3.2- Modèle de compensation basé sur la fonction SER de surface

Le modèle proposé pour la compensation est basé sur la combinaison linéaire de deux fonctions $SER_{surface}$ tel qu'envisagé à la section 9.3.1. La première caractérise les structures orientées dans la direction optimale (les lobes des distributions de la figure 9.9) et la seconde caractérise celles orientées dans les directions non optimales (formes proches du cercle des distributions de la figure 9.9). Le modèle s'écrit :

$$SER_{globale} = SER_{OrientationOptimale} + SER_{OrientationNonOptimale} \quad (9.2)$$

$$SER_{globale}(\theta, \phi) = c_1 SER_{surface}(\theta, \phi, a_1, b_1) + c_2 SER_{surface}(\theta, \phi, a_2, b_2) \quad (9.3)$$

La fonction $SER_{OrientationNonOptimale}$ doit avoir une distribution uniforme en fonction de l'angle d'orientation (figure 9.12a). Les coefficients correspondant à cette condition sont $a_2=1$ et $b_2=1$ (voir figure 9.8). La fonction $SER_{OrientationOptimale}$ doit quant à elle, privilégier l'orientation optimale (trajectoire du satellite) et contenir deux lobes symétriques (figure 9.12b). La combinaison de ces deux formes (figure 9.12c) permettra de reproduire la rétrodiffusion observée dans les images (figure 9.9). La comparaison de $SER_{globale}$ avec les données réelles a permis de calculer les autres paramètres du modèle (a_1 , b_1 , c_1 et c_2) à l'aide d'un processus itératif basé sur la minimisation de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) entre le modèle et les données réelles. Les résultats donnent : $a_1=2.5$, $b_1=7.5$, $c_1=0.04$ et $c_2=3$. Ces valeurs sont stables en fonction des images utilisées.

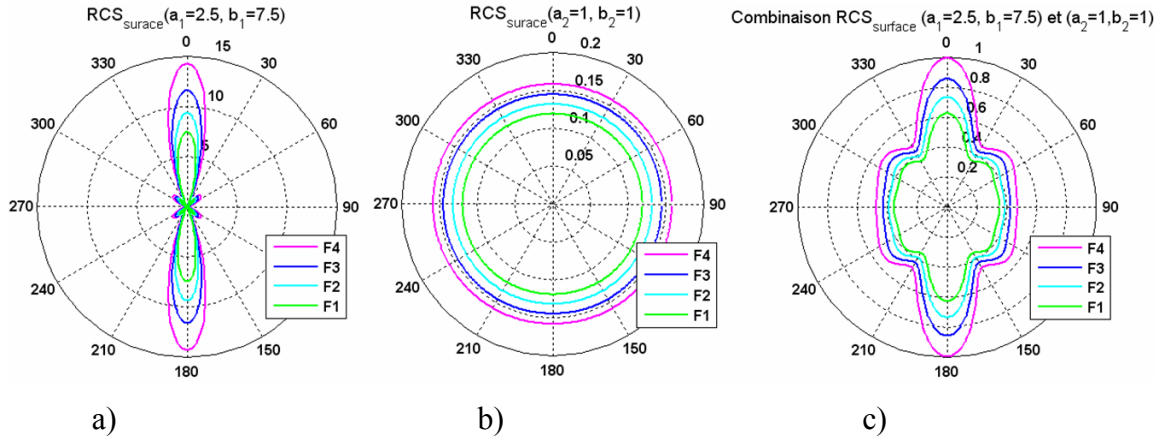


Figure 9.12 : Fonction $SER_{surface}$ pour des valeurs de $(a_1 = 2.5, b_1 = 7.5)$ et $(a_2 = 1, b_2 = 1)$ et combinaison linéaire des deux cas.

La compensation des images se fait en rehaussant la rétrodiffusion à la valeur maximale de $SER_{globale}(\theta, \phi)$ qui est obtenue pour $\phi = 0$. La fonction de rehaussement F vaut ainsi :

$$F(\theta, \phi) = \frac{SER_{globale}(\theta, \phi = 0)}{SER_{globale}(\theta, \phi)} \quad (9.4)$$

Dans la pratique, il faut tenir compte dans le calcul de $F(\theta, \phi)$ du déphasage azimutal dû à l'orbite. En effet, la direction d'observation optimale n'est pas $\phi = 0$. Pour RADARSAT-2, elle est de l'ordre de 9° en mode descendant et de l'ordre de -9° en mode ascendant. Il faut également noter que les bâtiments présentent généralement des flancs parallèles à direction des routes (qui ont servi à calculer l'orientation des îlots) et des flancs perpendiculaires à cette direction. Ainsi, le modèle devrait tenir compte de cet aspect en rajoutant des lobes de type $SER_{OrientatioOptimale}$ perpendiculaires aux premiers. Les lobes rajoutés permettront alors de tenir compte des bâtiments appartenant à des îlots dont la structure est perpendiculaire à la trace du satellite.

La comparaison des valeurs de $SER_{globale}$ avec les données de rétrodiffusion extraites des images RADARSAT-2 (pour tous les angles confondus) donnent des coefficients de corrélation variant de 0.83 à 0.96. Les erreurs relatives moyennes entre la rétrodiffusion théorique SER et réelle sont de l'ordre de 0.01 en unités de rétrodiffusion (figure 9.13).

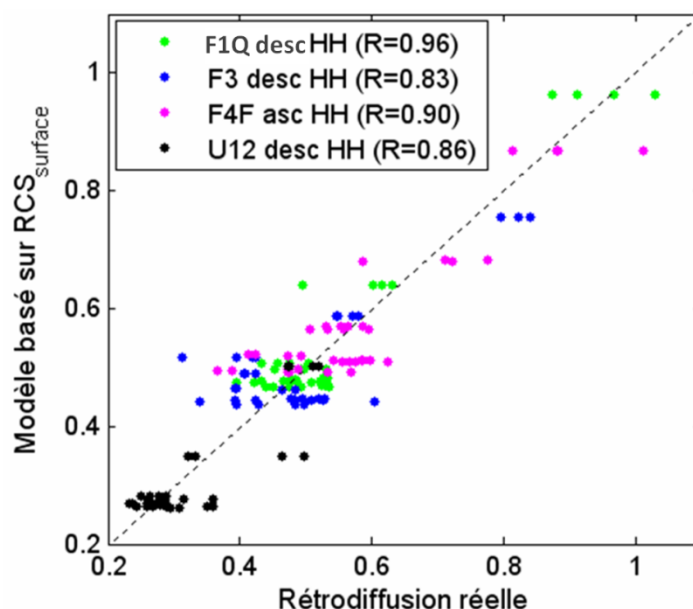


Figure 9.13 : Comparaison de la rétrodiffusion et de la fonction SE_{global} combinant deux ensembles de paramètres de $SE_{surface}$.

9.3.3- Différences selon la polarisation : images dual-pol (HV v.s. HH)

L'effet cardinal se manifeste différemment dans les images en polarisation croisée de celui en polarisation parallèle. Les quartiers en surbrillance dans les images HH ne le sont pas dans les images HV et vice-versa (figures 9.14-a et b et 9.15-a et b).

Les exemples illustrés sur les figures 9.14-c et d et 9.15-c et d montrent que les effets cardinaux dans les images en polarisation HV sont décalés de 45 degrés par rapport à ceux dans les images HH. En effet l'interaction entre l'onde électromagnétique et les objets urbains dépend de la structure de ceux-ci ainsi que de leur géométrie. En règle générale, les réflexions en coin de type triédrale préservent la polarisation incidente tandis les réflexions en coin de type diédrale induisent une rotation de la polarisation (Henderson et Lewis, 1998, p. 48). Cette rotation est proche du double de l'angle azimutal que fait l'objet avec la trace du satellite au sol (figure 9.16). Le décalage de 45 degrés entre les zones à rétrodiffusion optimale en polarisation croisée (exemple H et V) est donc révélateur de cette dépolarisation de 90 degrés de l'onde incident qui passe ainsi

de la polarisation H à la polarisation V ou vice versa. Mentionnons que l'essentiel des rétrodiffusions en milieu urbain est de type diédrale.

En général pour une onde radar émise en polarisation H (ou V), le retour total est égal à la somme vectorielle des retours en polarisation H et en polarisation V.

$$Retour\ total = Retour\ H + Retour\ V \quad (9.5)$$

Ainsi, si la direction optimale ϕ reçoit un maximum de rétrodiffusion en H, la direction dans l'angle $\phi + 45^\circ$ reçoit un minimum de rétrodiffusion dans H et un maximum dans V. La fonction de compensation des images en polarisation HV doit donc être adaptée de la manière suivante :

$$SER_{globale}^{HV}(\theta, \phi) = SER_{globale}^{HH}(\theta, \phi + 45^\circ), \quad (9.6)$$

Des exemples de cette adaptation sont illustrés sur les figures 9.14-e et f et 9.15-e et f.

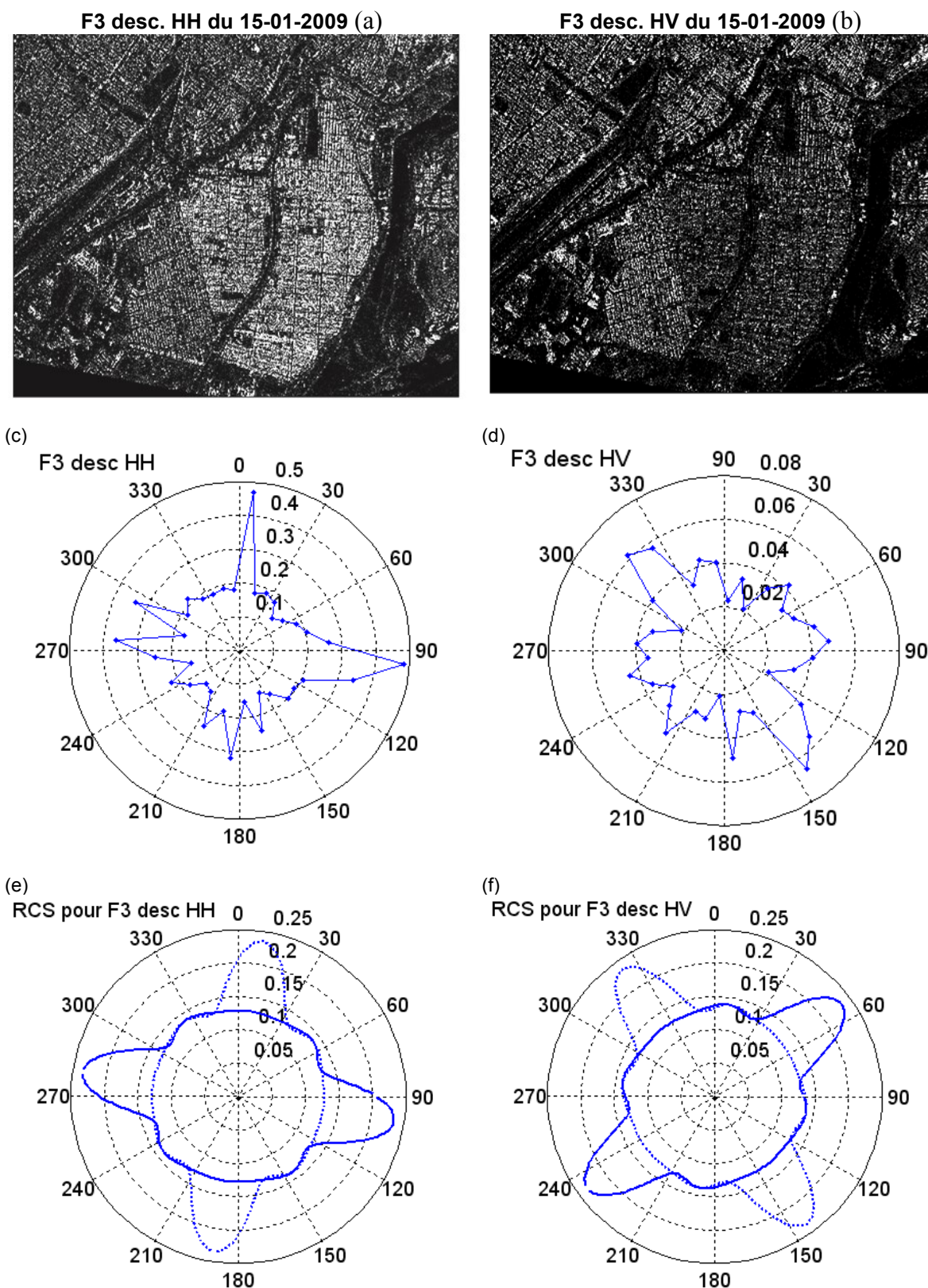


Figure 9.14 : Image RADARSAT-2 F3 descendante HH et HV (a et b), effets cardinaux (c et d) et modèles de compensation proposés (e et f; les lobes en pointillé permettent de tenir compte des surfaces de bâtiments perpendiculaires à la direction de l'îlot).

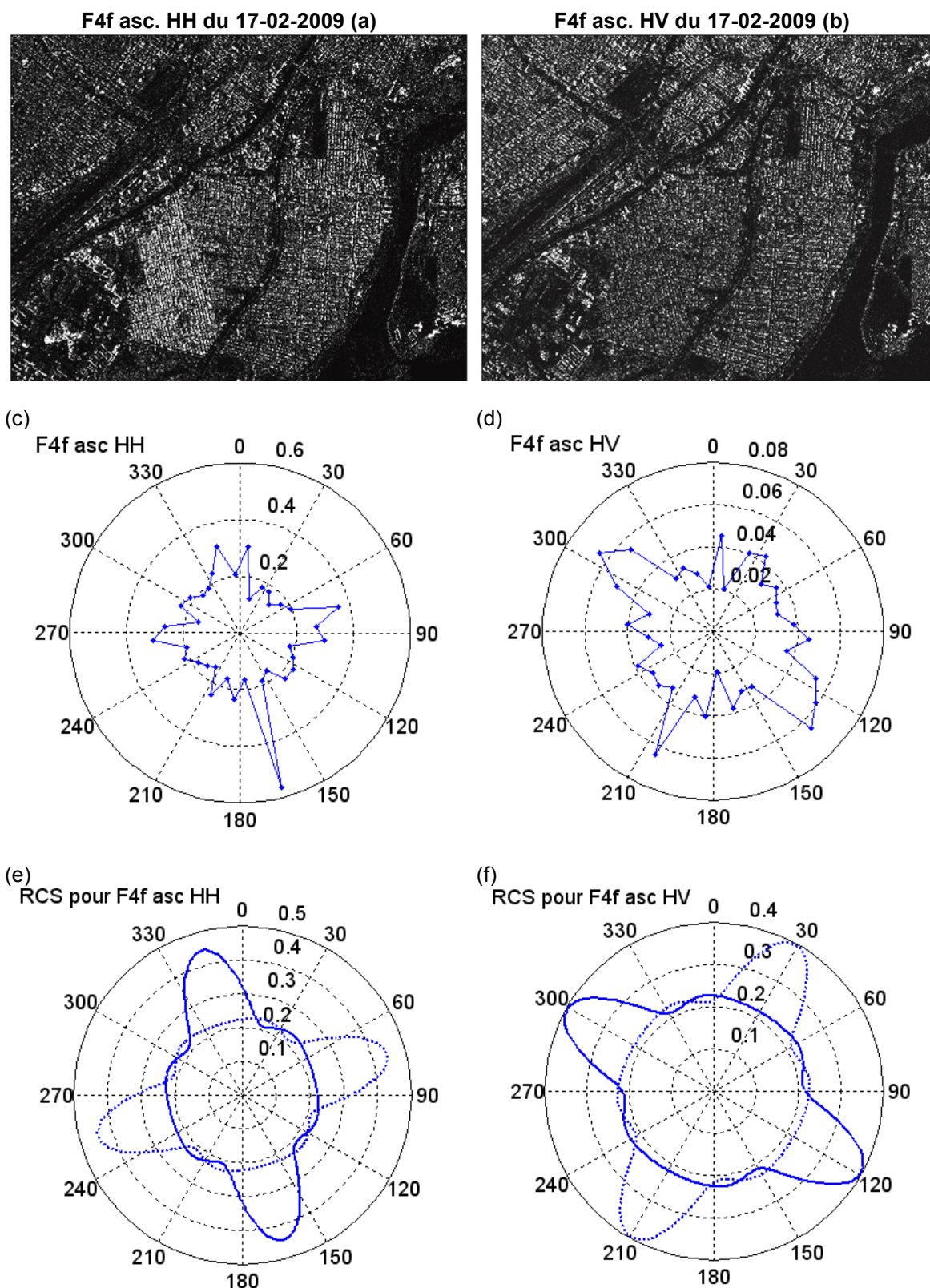


Figure 9.15. Image Radarsa-2 F4f ascendante HH et HV (a et b), effets cardinaux (c et d) et modèles de compensation proposés (e et f; les lobes en pointillé permettent de tenir compte des surfaces de bâtiments perpendiculaires à la direction de l'îlot).

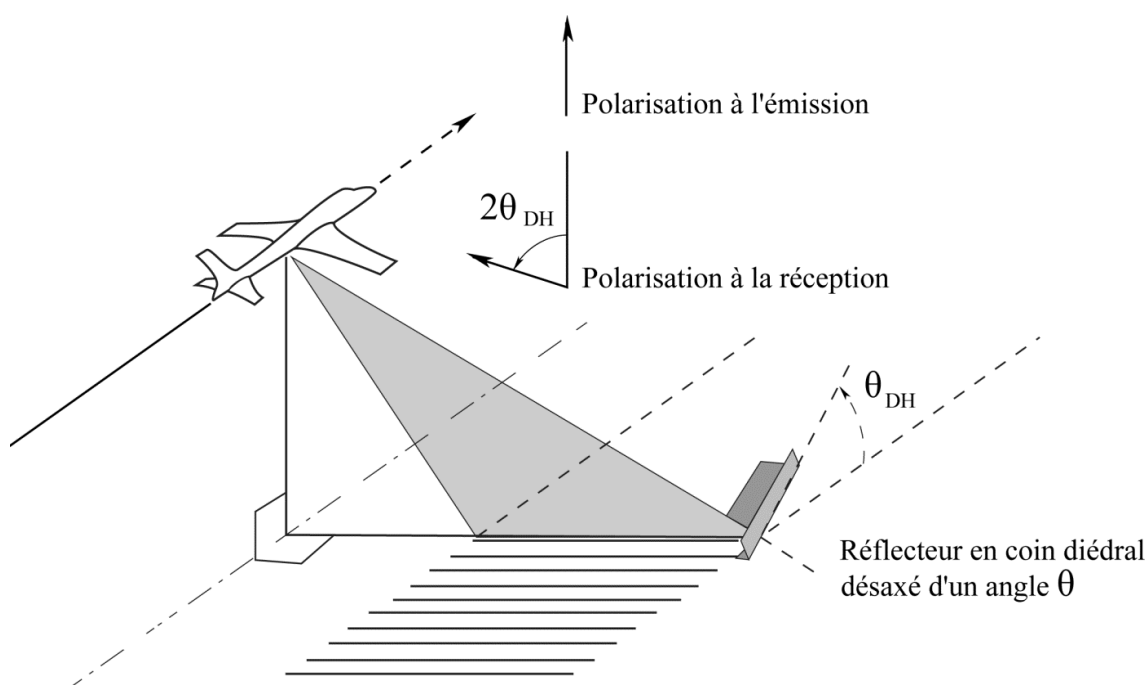


Figure 9.16 : Rotation de polarisation de $2\theta_{DH}$ en raison de la réflexion en coin diédrale (adapté de Henderson, 1998).

9.3.4- Différences selon la polarisation : images quad-pol (HV et VH vs. HH et VV)

L'analyse de l'image en quad-pol (FQ7 ascendante) confirme l'observation précédente et permet même de l'étendre aux polarisations VH et VV. Les effets cardinaux présents dans l'image VV sont très similaires à ceux observés dans l'image HH (figures 9.17-a et c) et les effets cardinaux des images HV et VH (qui ont des distributions pratiquement identiques) sont décalés de 45 degrés par rapport aux images des polarisations parallèles (figures 9.17-b et d).

Ainsi, le modèle développé avec les images HH reste valide pour les images VV. Il s'applique aux images HV et VH moyennant la modification de l'équation 9.6, tel qu'illustré sur les figures 9.17-e et f.

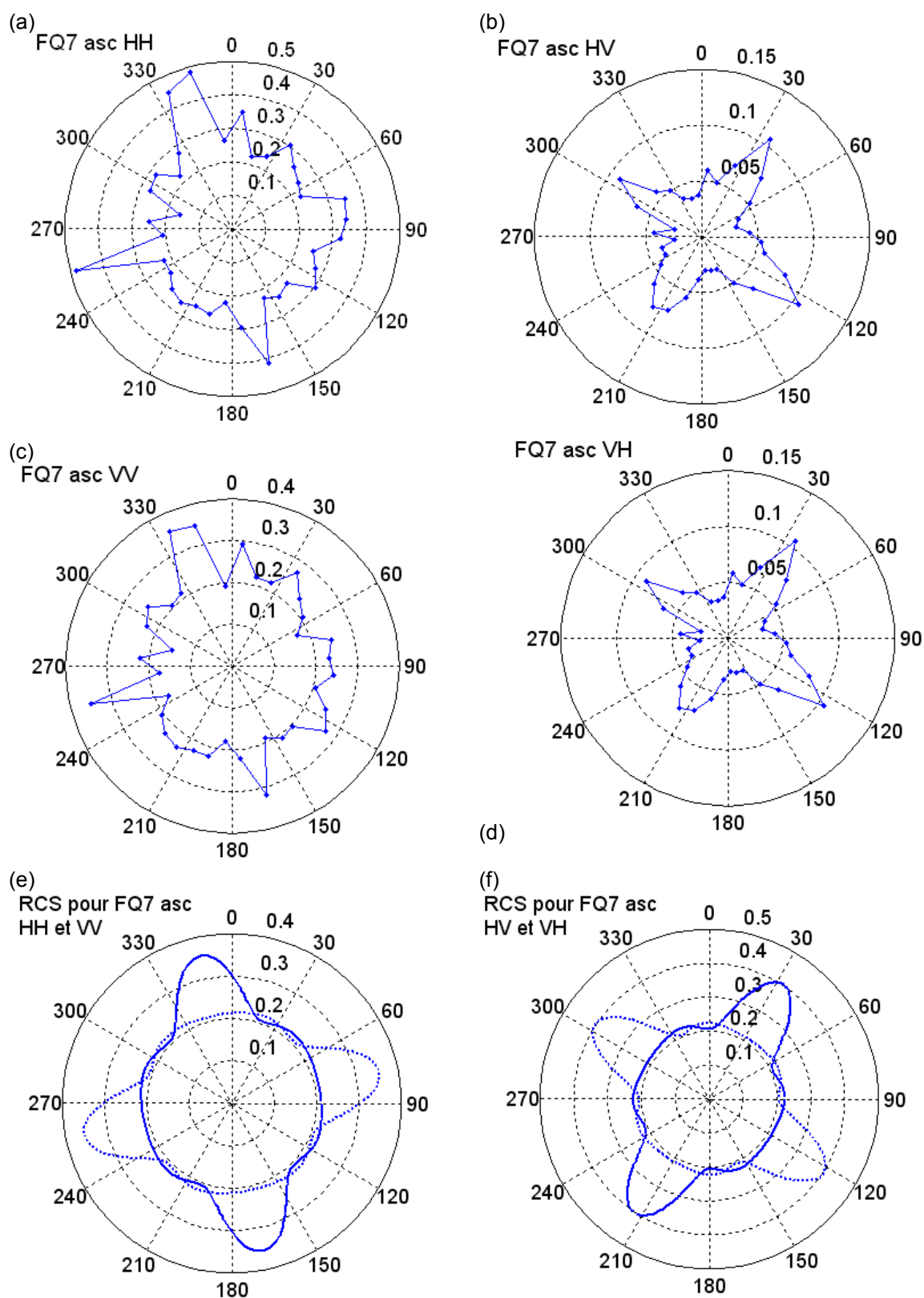


Figure 9.17 : Effets cardinaux dans l'image Radarsa-2 FQ7 ascendante HH (a), HV (b), VV(c) et VH (d) et modèles de compensation proposés (e et f; les lobes en pointillé permettent de tenir compte des surfaces de bâtiments perpendiculaires à l'îlot).

9.4- Algorithme de compensation

L'algorithme de compensation comporte les étapes suivantes :

- calcul des orientations des structures à partir des angles des routes par une interpolation plus proche voisin. Les vecteurs des rues proviennent des bases de données disponibles.
- calcul de la fonction de compensation $F(\theta, \phi)$ (équation 9.4) pour chaque pixel. L'orientation des bâtiments est considérée parallèle ou perpendiculaire à celle des routes. La direction parallèle aux routes comporte les façades principales des bâtiments. La prise en compte de la direction perpendiculaire permet de compenser la rétrodiffusion des autres façades lorsque celles-ci sont importantes. Si les images traitées sont des HV ou des VH, on remplace ϕ par $\phi + 45^\circ$.
- sélection des pixels à rehausser (à compenser) à l'aide d'un seuillage qui tient compte de l'orientation de l'îlot auquel ils appartiennent. Pour chaque pixel, le seuil vaut : $\text{seuil}_{\text{corrigé}} = \text{seuil}_{\text{global}} / F(\theta, \phi)$. La valeur de $\text{seuil}_{\text{global}}$ est le niveau qui sépare les pixels brillants et les pixels non brillant pour l'image globale. Grâce à ce seuillage, seuls les objets de forte rétrodiffusion (surtout les bâtiments) seront compensés,
- application de la compensation des pixels brillants (ceux sélectionnés à l'étape précédente) dont la valeur est supérieure à $\text{seuil}_{\text{corrigé}}$. La rétrodiffusion compensée vaut : $\sigma_{\text{compensé}} = \sigma_{\text{original}} \cdot F(\theta, \phi)$. La valeur de $\text{seuil}_{\text{global}}$ peut être variable d'une image à l'autre. Son niveau est très différent entre les polarisations parallèles (environ de 0.1 à 0.2) et les polarisations croisées (environ de 0.02 à 0.04).

9.5- Résultats et validation

9.5.1- Montréal – images en modes fin et ultrafin en polarisation HH

L'application de la compensation aux images HH montre que la surbrillance des régions ayant une orientation optimale est fortement réduite (figure 9.18). La raison est que les

valeurs des pixels des autres régions ont été rehaussées au même niveau que les pixels brillants des zones à orientation optimale. Ce résultat est également illustré sur la figure 9.19 où l'on constate, pour les trois images utilisées pour la validation, qu'après compensation, les effets cardinaux ont considérablement diminué.

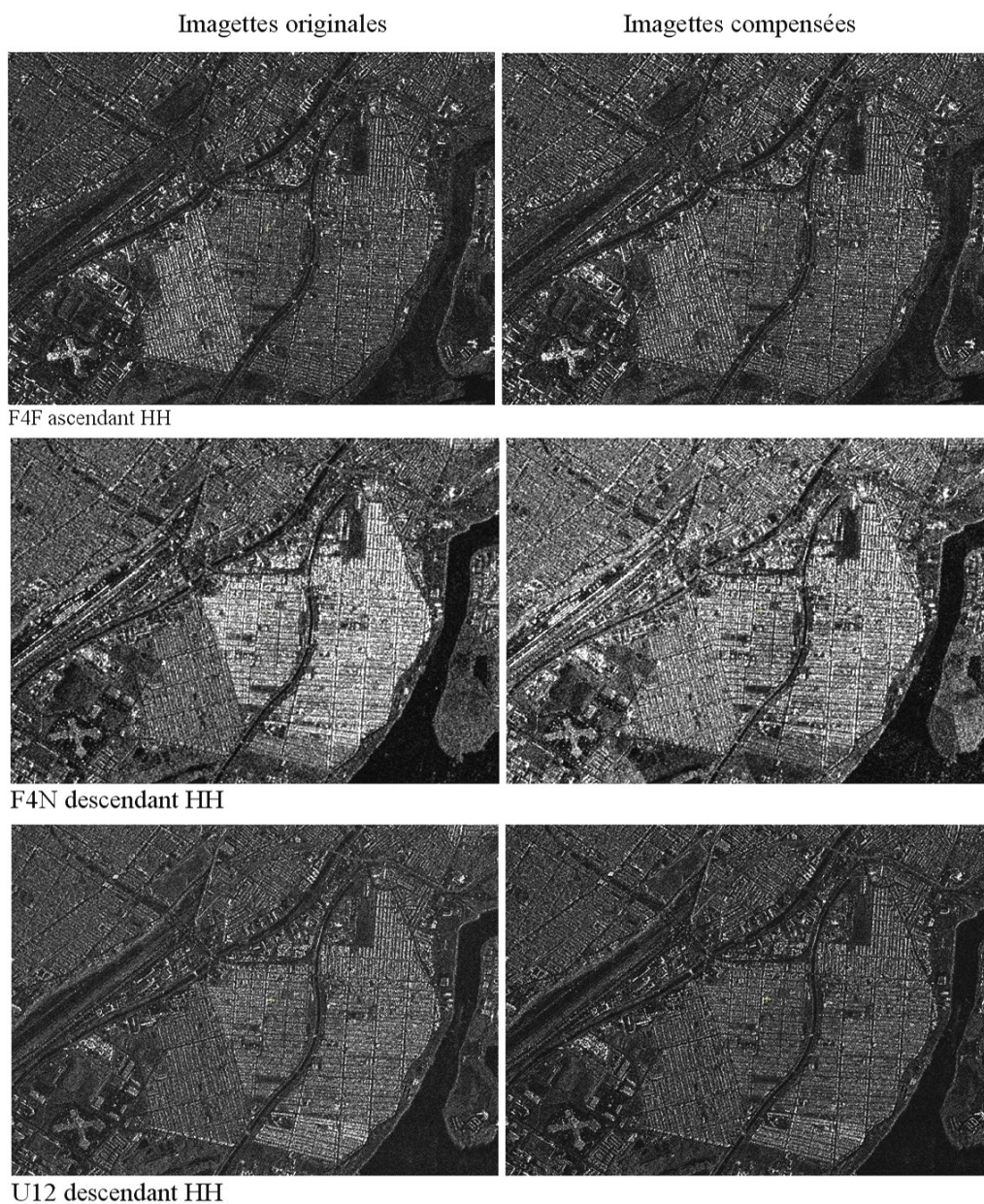


Figure 9.18 : Résultat de la compensation radiométrique des images utilisées pour la validation.

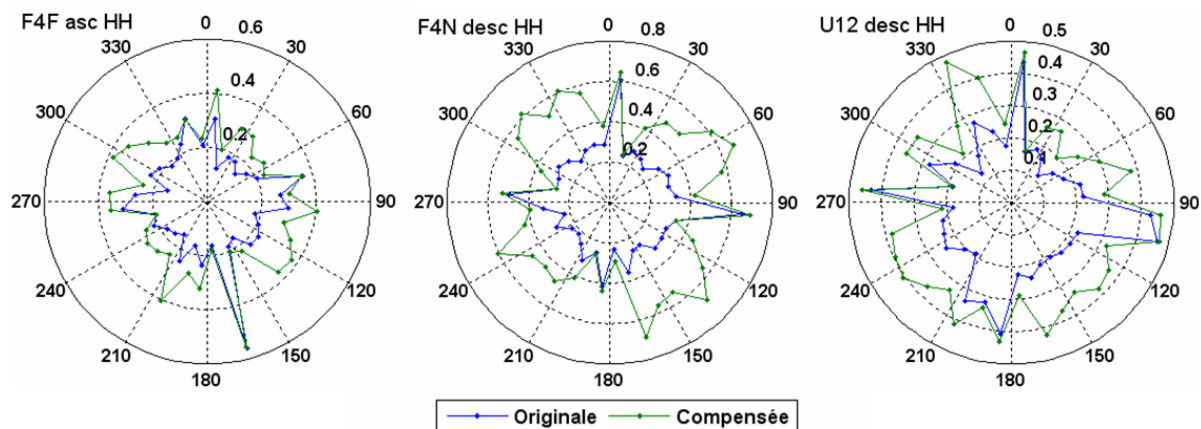


Figure 9.19 : Comparaison des distributions de la rétrodiffusion selon l'orientation avant et après l'application de la compensation.

9.5.2- Montréal – images en mode fin en polarisations HH et HV

La réduction de la surbrillance ainsi que la correction des effets cardinaux à l'aide de l'algorithme développé ici fonctionne aussi bien pour les polarisations HV que pour les polarisations HH (figures 9.20 et 9.21). Ceci permet de constater la validité de l'adaptation du modèle développé à partir des images HH aux images HV (équation 9.6). La figure 9.20 (e et f), illustre également, à titre d'exemple, la fonction de compensation $F(\theta, \phi)$ pour chaque pixel ainsi que la masque des pixels respectant la condition du seuillage.

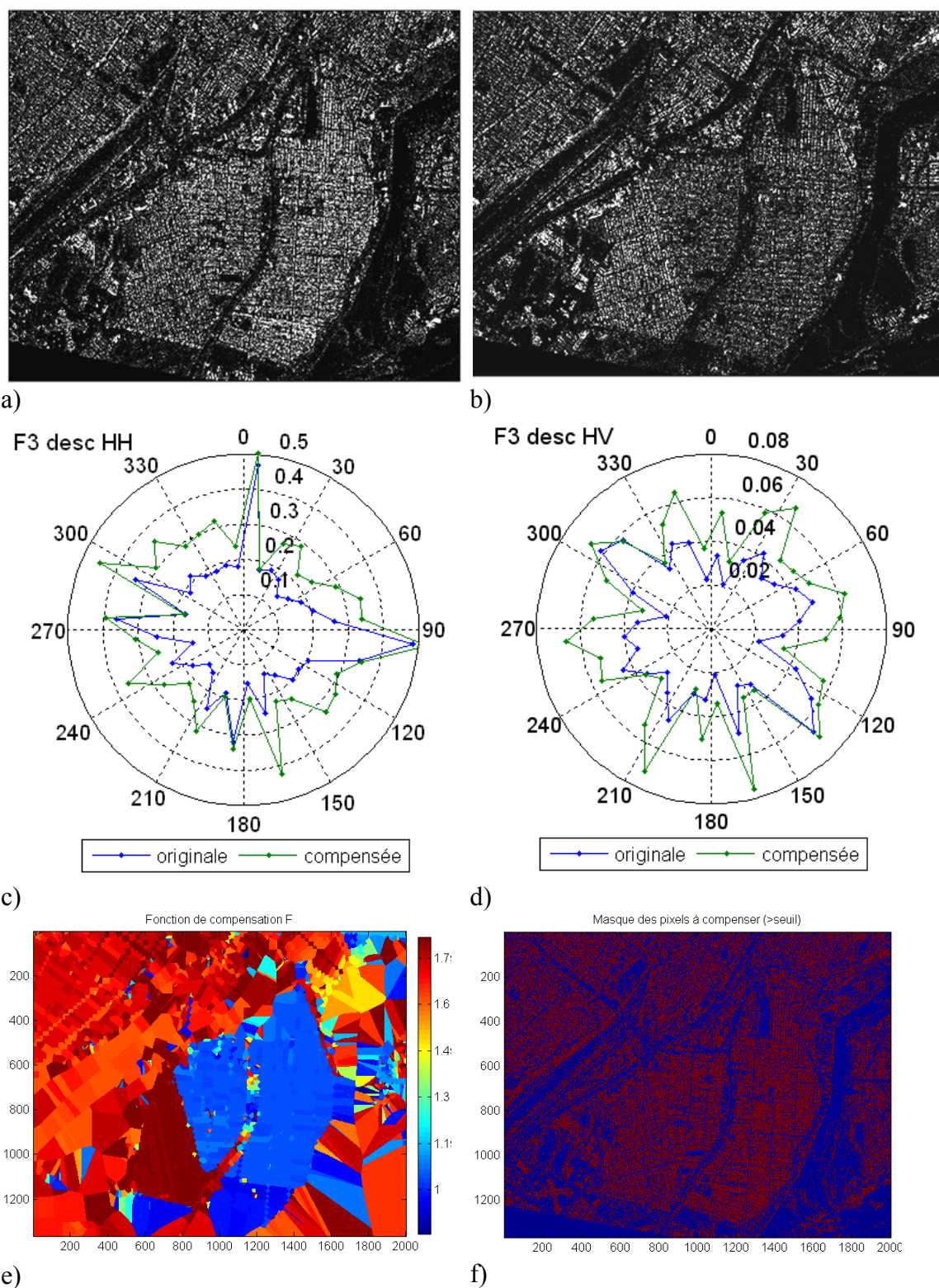


Figure 9.20 : Image Radarsa-2 F3 descendante HH et HV (a et b) et distributions de la rétrodiffusion selon l'orientation avant et après l'application de la compensation (c et d).

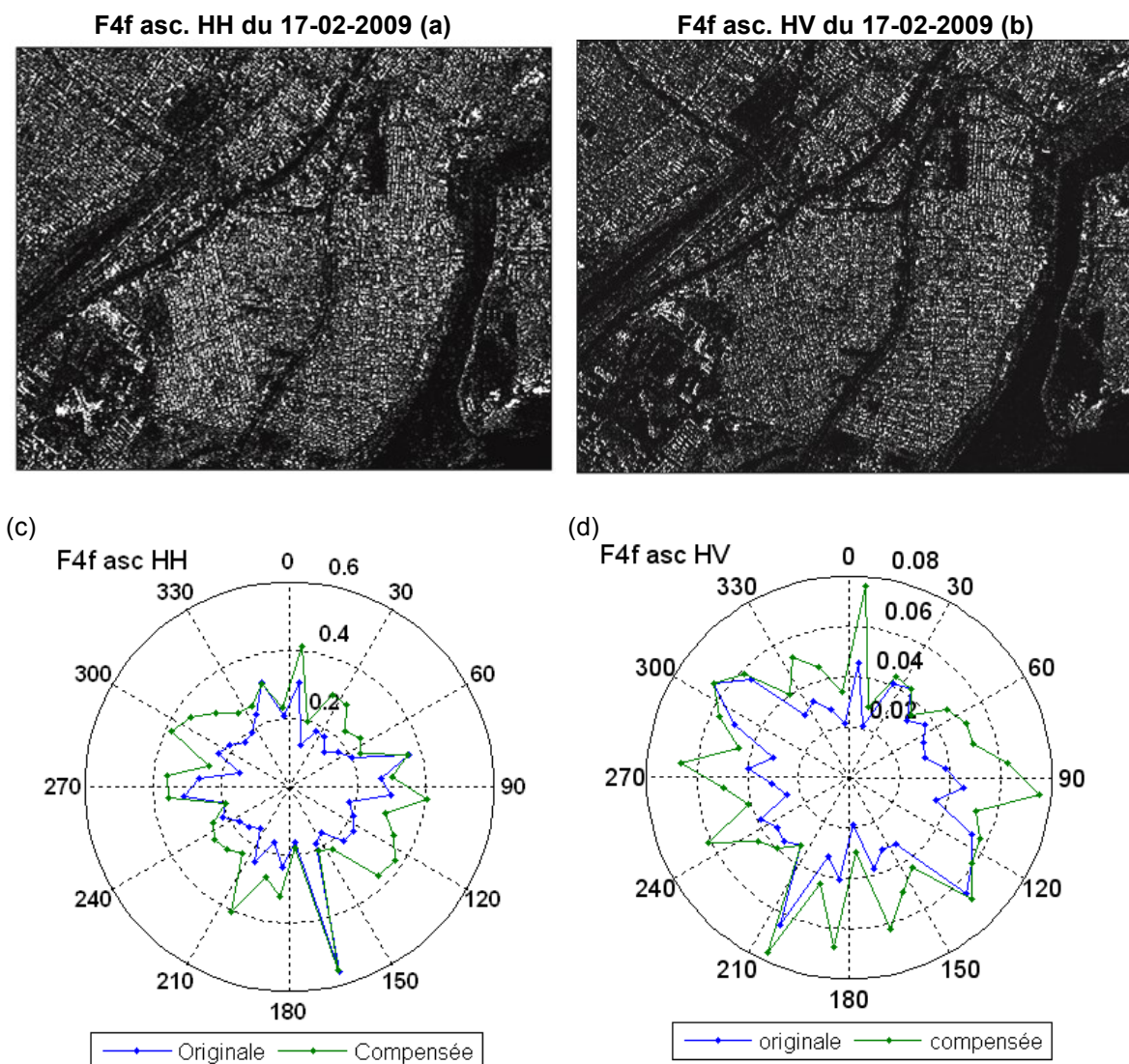


Figure 9.21 : Image Radarsa-2 F4f ascendante HH et HV (a et b) et distributions de la rétrodiffusion selon l'orientation avant et après l'application de la compensation (c et d).

9.5.3- Montréal – image quadpol (polarisations HH, HV, VH et VV)

L'essai du modèle de compensation sur une image quad-pol permet de constater que, pour les effets cardinaux, les images VV se comportent comme les images HH alors que les images VH sont presque identiques aux images HV. Ainsi, les images VV peuvent être corrigées avec le modèle proposé, sans modifications, alors que les images VH seront corrigées de la même manière que les HV. La figure 9.22 montre que notre modèle réduit les effets cardinaux dans les quatre polarisations HH, HV, VH et VV.

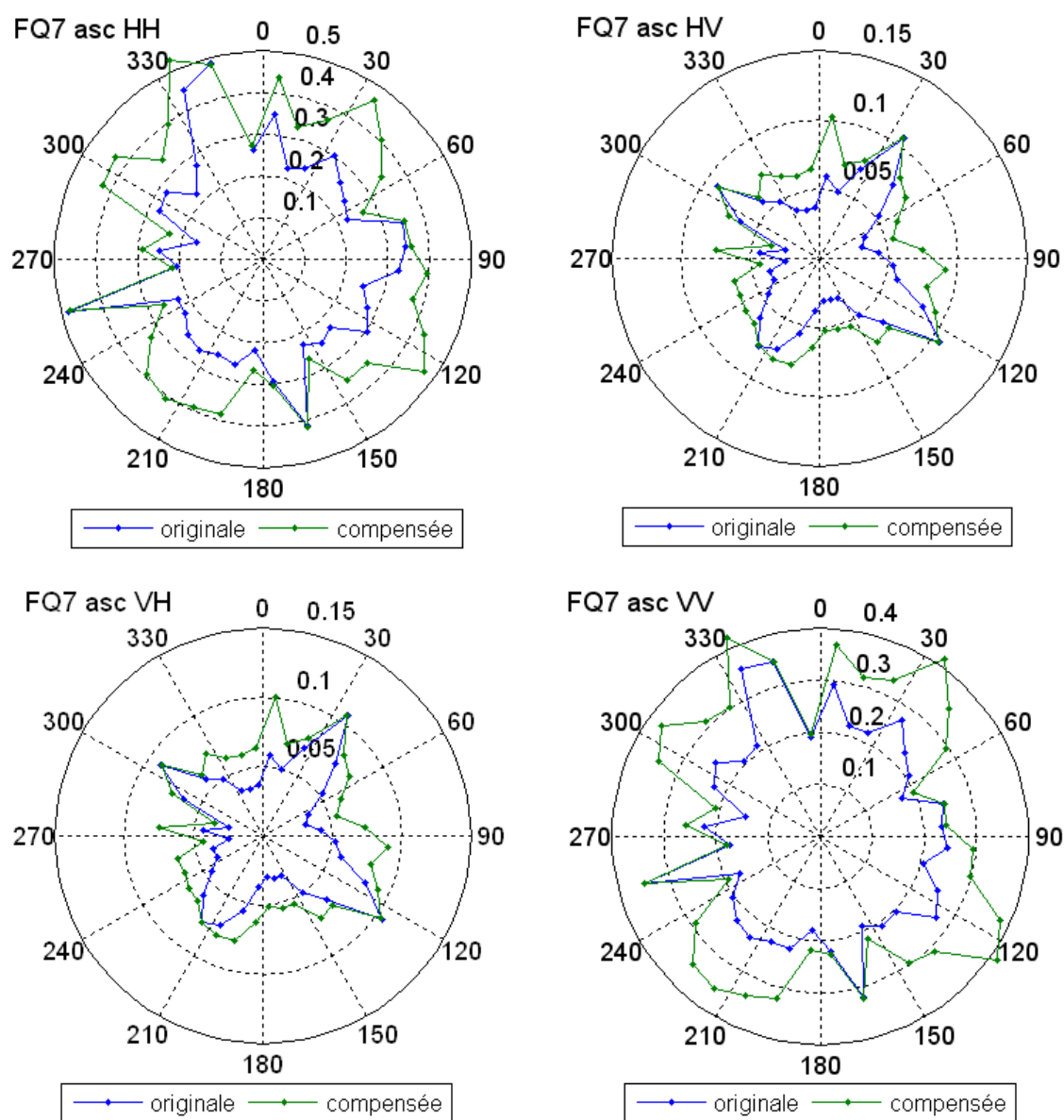


Figure 9.22 : Comparaison des distributions de la rétrodiffusion selon l'orientation pour l'image RADARSAT-2 FQ7 avant et après l'application de la compensation.

9.5.4- Sun City - polarisation HH et quad-pol

Rappelons que nous avons utilisé deux images RADARSAT-2 de la ville de Sun City, Arizona, USA; une ascendante en mode ultrafin (U8) en polarisation HH et une ascendante en mode quad-pol FQ8 (HH, HV, VH et VV). L'intérêt de ces images est qu'elles portent sur des quartiers à structure circulaire avec une disposition spatiale des bâtiments couvrant des angles variant de 0 à 360 degrés (figure 9.2-a). Sur l'image RADARSAT-2 en mode ultrafin, les effets cardinaux dans ces quartiers circulaires sont évidents (figure 9.2-b). Il s'agit donc d'un cas idéal pour valider le modèle de compensation mis au point.

La figure 9.23-a illustre la fonction de compensation calculée pour l'image RADARSAT-2 de Sun City, acquise en polarisations HH et VV avec un angle azimutal $\phi = 5$ degrés.

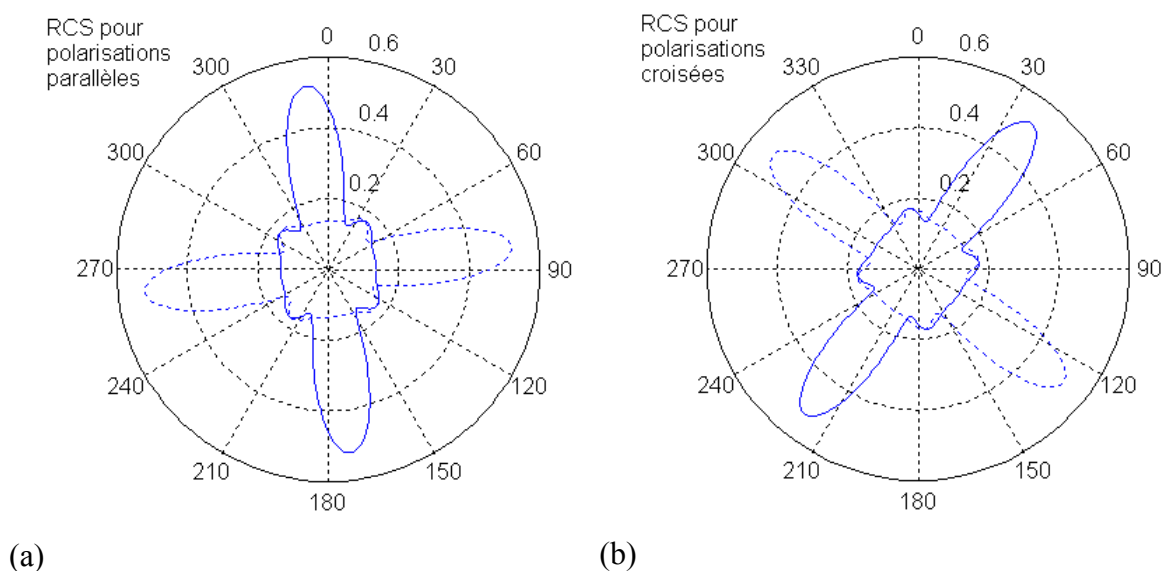


Figure 9.23 : Modèles de compensation pour les polarisations parallèles (HH et VV) et croisées (HV-VH).

La figure 9.24 montre que l'application de la compensation permet de réduire les effets cardinaux de cette image alors la figure 9.25 en révèle les distributions avant et après compensation.

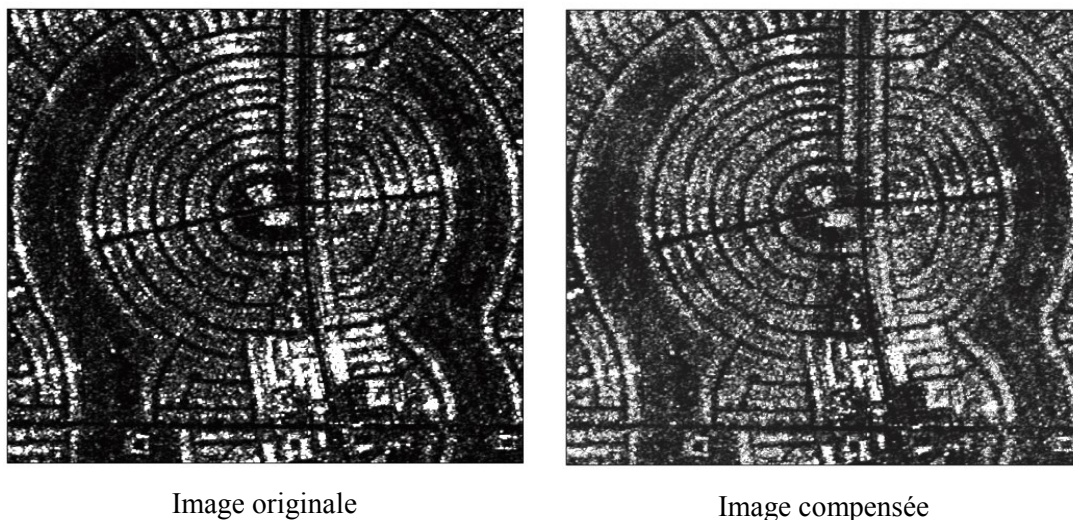


Figure 9.24 : Image RADARSAT-2 en mode ultrafin (U8 HH desc) de Sun-City, avant et après compensation

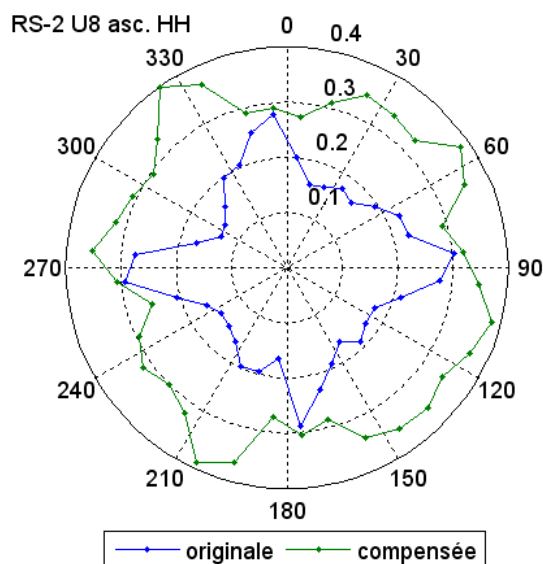


Figure 9.25 : Comparaison des distributions angulaires de la rétrodiffusion pour l'image RADARSAT-2 ultrafin HH de Sun City avant et après l'application de la compensation.

L'image RADARSAT-2 quad-pol de Sun City est illustrée par la figure 9.26 pour les quatre polarisations. Le rectangle rouge montre la zone de l'agrandissement représenté sur la figure 9.27 pour les polarisations HH et HV. Cette dernière figure montre que les effets cardinaux des images HH et HV sont effectivement décalés de 45 degrés.

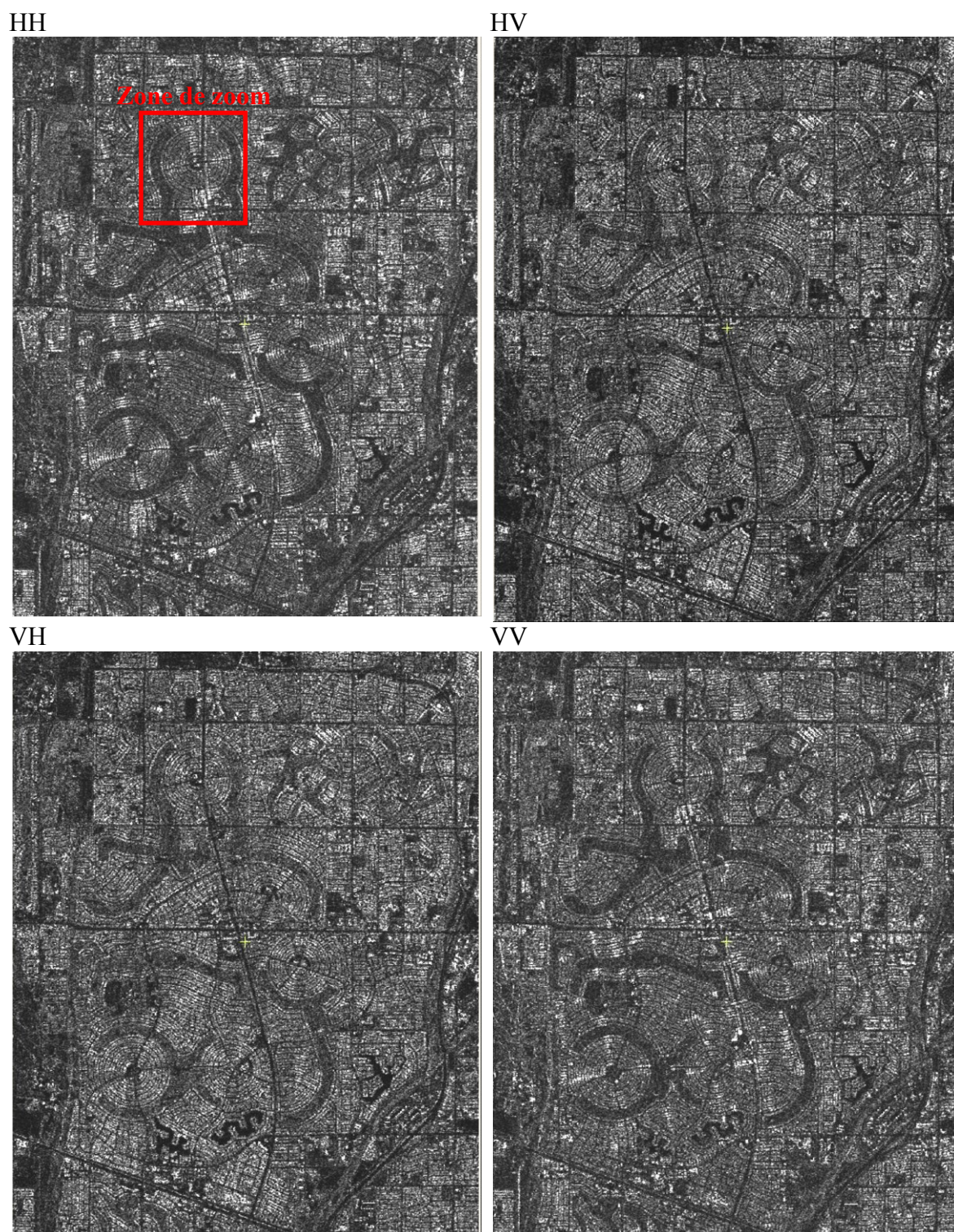


Figure 9.26 : Image RADARSAT-2 quad-pol de Sun City.

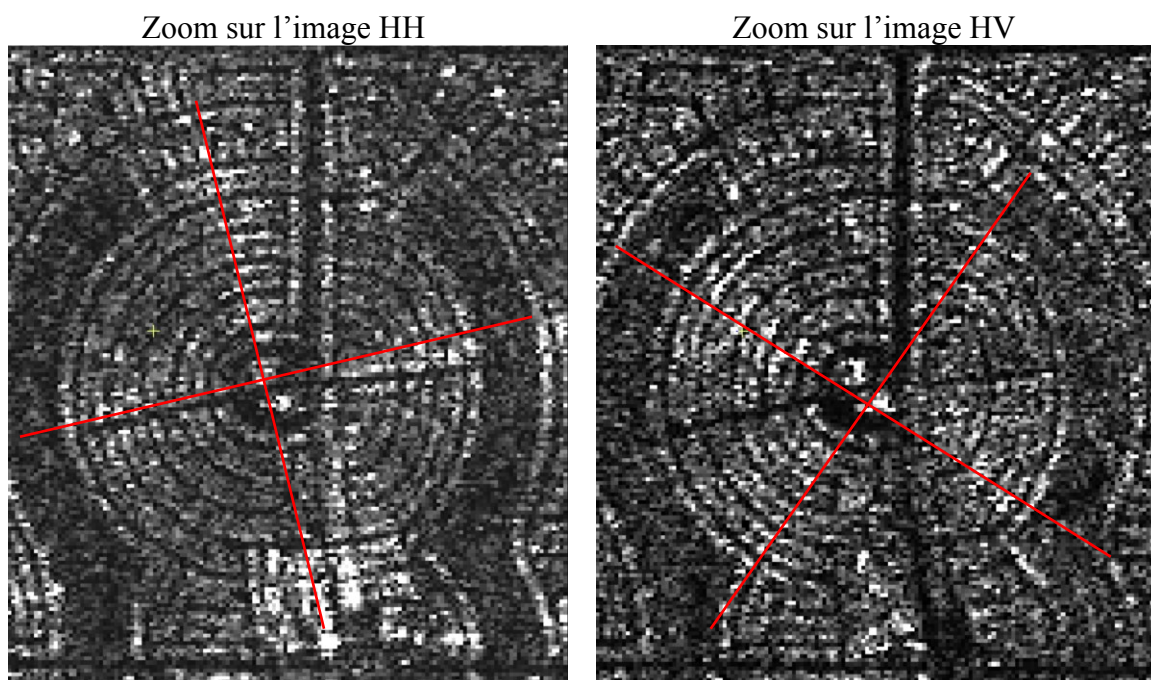
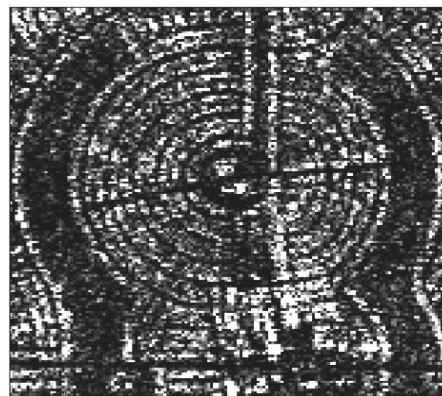
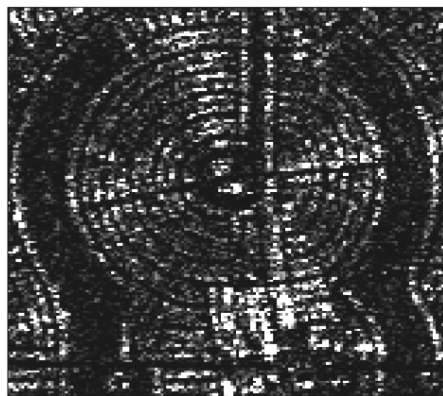


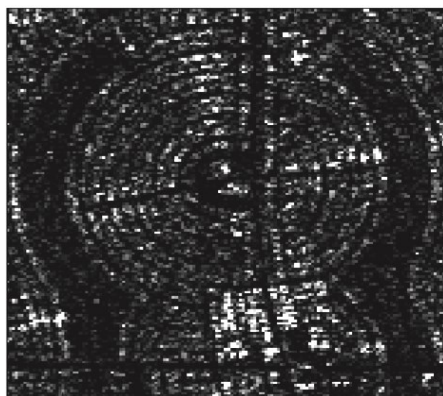
Figure 9.27 : Extrait de la zone illustrée par un rectangle rouge sur la figure 9.25 avec indication des directions de rétrodiffusion optimale par les lignes rouges.

Les modèles utilisés pour compenser l'image quad-pol de Sun City sont illustrés par la figure 9.23 qui montre que le même modèle est utilisé pour les polarisations HH et VV (a) alors qu'un modèle similaire mais déphasé de 45 degrés est appliqué aux polarisations HV et VH (b). Les résultats de la compensation des effets cardinaux dans les quatre polarisations sont illustrés sur la figure 9.28 tandis que la figure 9.29 en décrit les distributions.

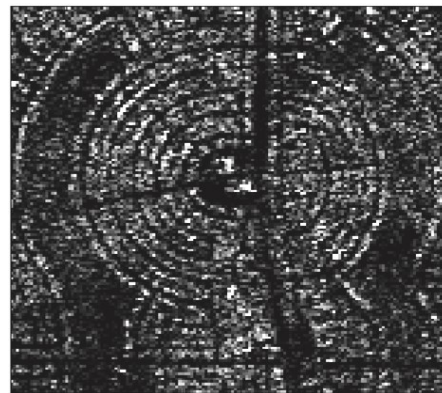
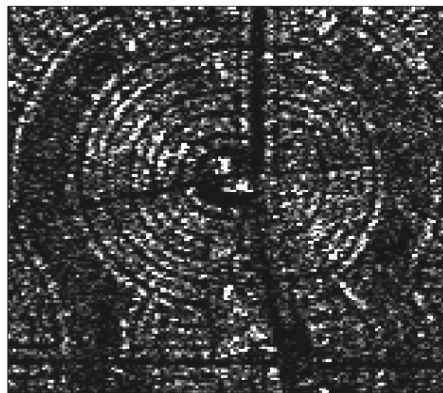
HH



HV



VH



VV

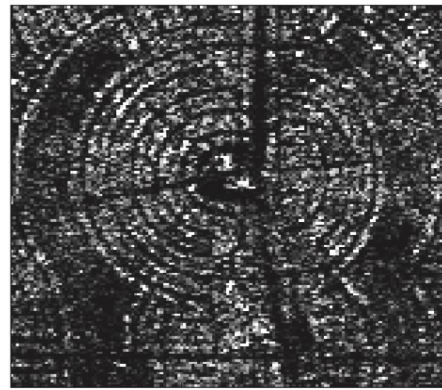
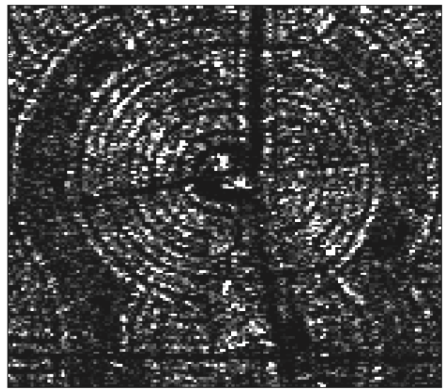


Figure 9.28 : Image Radarst 2 en mode quad-pol de Sun-City, avant et après compensation.

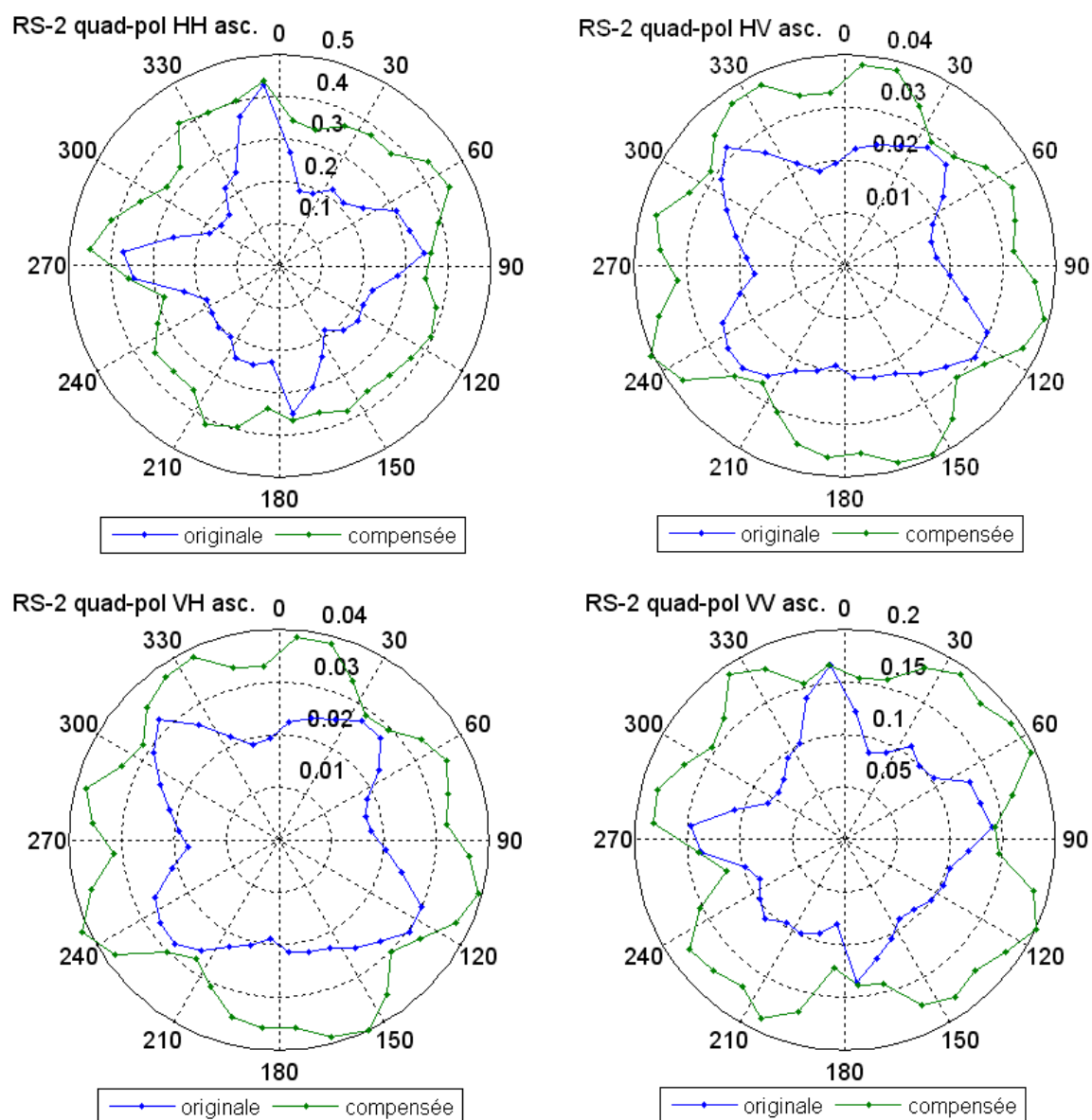


Figure 9.29 : Comparaison des distributions angulaires de la rétrodiffusion pour l'image RADARSAT-2 quad-pol de Sun City avant et après l'application de la compensation.

9.6 - Application des classifications aux images compensées

9.6.1 Les limites des classifications relatives aux images sans compensation

Malgré la bonne performance des algorithmes utilisés pour les classifications des images RSO à partir des textures (chapitre 8), il subsiste des zones mal classées. Ces zones concernent entre autres les superficies couvertes de gazon qui se confondent avec les surfaces d'eau. Cet amalgame intrinsèque au système radar est un problème qui pourrait être résolu autrement que par la méthode texturale. Cependant les cas les plus flagrants de mauvaises classifications concernent les sur- et les sous-classifications, par rapport à la densité du bâti. En effet, bien des occupations de sol se sont retrouvées dans des classes de densités supérieures (figure 9.30). Une fine observation de ces zones, montre que celles-ci présentent des orientations soit parallèles à la trace au sol du satellite ou perpendiculaires à celle-ci. Nous avons précédemment soulevé ce problème et mis au point un algorithme permettant de corriger ces biais radiométriques conséquences des effets cardinaux (section 9.5). Les résultats obtenus étaient satisfaisants des points de vue visuels (disparition apparente des effets cardinaux sur l'image compensée) et de la distribution azimutale des valeurs de rétrodiffusion. Cependant les images compensées n'avaient pas été confrontées aux algorithmes de classification utilisés au chapitre 8. L'objectif de cette section est de voir si la compensation des images permet de corriger à son tour les biais de sur- et de sous-classifications induites par les effets cardinaux.

Afin de corroborer l'intérêt de la compensation radiométrique, nous avons appliqué des classifications basées sur le maximum de vraisemblance aux images compensées de Montréal. Nous avons également appliqué les mêmes algorithmes de classification aux images de Sun-City, AZ, USA, (figure 9.31). L'exemple de Sun-City a été l'objet d'autres travaux sur l'imagerie radar de part la présence de structures omnidirectionnelles (Hardaway et al.1982).

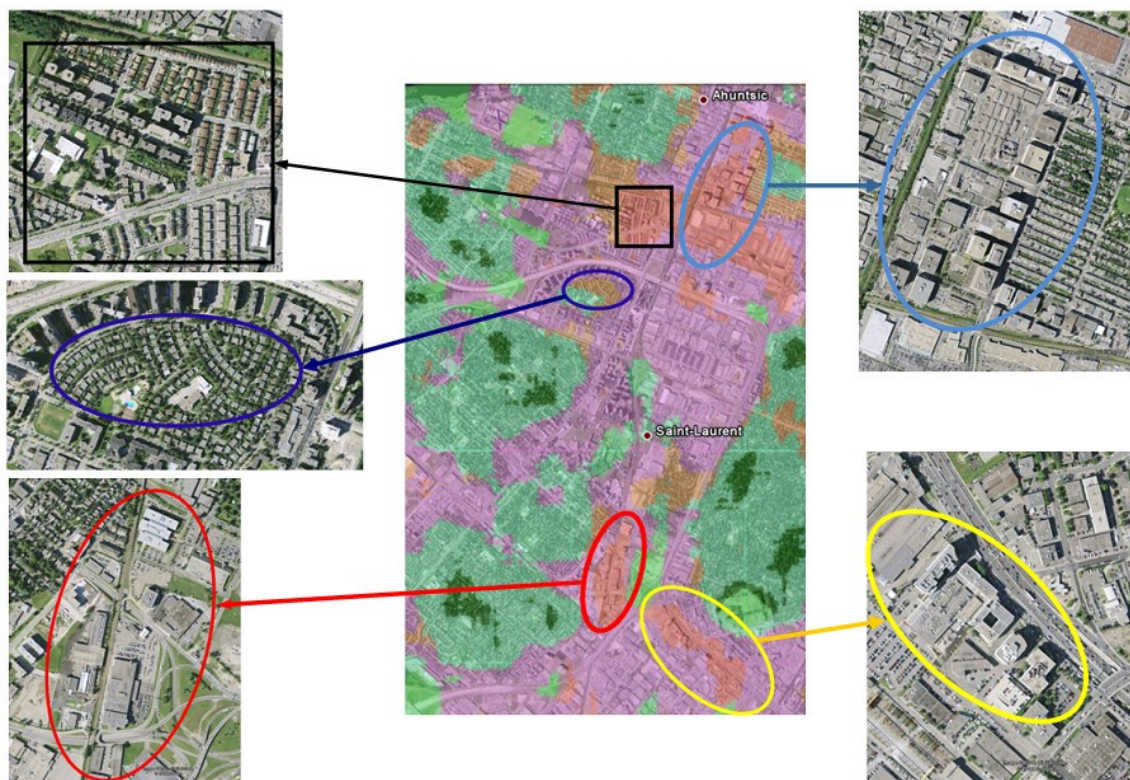


Figure 9.30 : Mise en évidence de zone mal classées du fait des effets cardinaux. La partie centrale est extraite d'une classification par maximum de vraisemblance des images de texture générées à partir d'une image RADARSAT-2 en mode fin double polarisation (HH et HV) portant sur Montréal. Combinaison: Moyenne HH, Écart-Type HH, et Contraste HV. En filigrane une image THR de Montréal extraite de Google Earth.

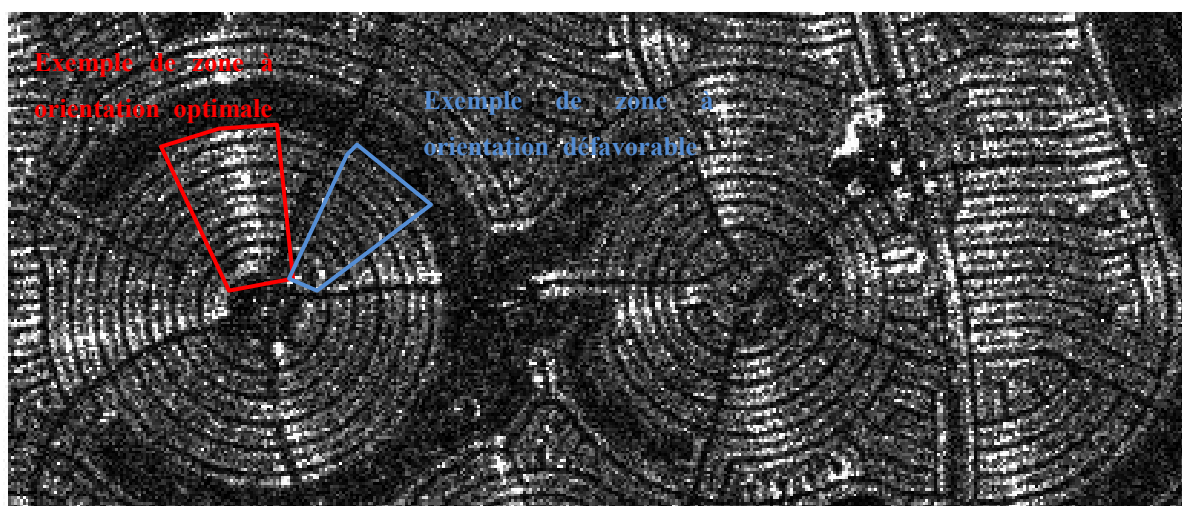


Figure 9.31 Extrait d'image RADARSAT-2 de Sun City acquise en mode ultrafin (U8) ascendant HH.

9.6.2- Les défis de la classification des images rada

Nous nous intéressons ici aux aspects pratiques de la classification dirigée dont le choix des sites d'entraînement et les erreurs issues des résultats

Le choix des sites d'entraînement et des paramètres directionnels des textures

Le processus de sélection des sites d'entraînement dans le cas de l'imagerie radar mérite une attention particulière. En plus des conditions statistiques - taille des échantillons, uniformité des classes etc. - et thématiques nécessaires pour les images optiques (Pal et Mather, 2003; Foody et Arora, 1997; Foody et Mathur, 2004; Foody et Mathur., 2006), ce choix doit se faire en tenant compte des orientations des structures (dans le cas échéant) et du mode d'acquisition de l'image (chapitre 5). A titre d'exemple, les pixels à orientation optimale et ceux dans les angles morts ne se situent pas aux mêmes endroits selon les orbites ascendante ou descendante. Il est également important de calculer les paramètres de texture selon une direction invariante afin de réduire les écarts radiométriques dus aux effets cardinaux.

Ces précautions ne sont malheureusement pas suffisantes et l'issue des classifications laisse encore bien des secteurs sur- et sous-classés en raison des effets directionnels des structures de ces zones (figure 9.30), d'où la nécessité d'appliquer une correction des effets cardinaux.

Les erreurs de classification dues aux orientations optimales des objets urbains

On peut constater que les meilleures classifications du chapitre 8 présentent une sur-classification des secteurs à orientation optimale (figure 9.30). Il s'agit souvent des cas où des occupations de sol de densité de bâti quelconque vont accéder à une classe supérieure de densité de bâti. Ce fait vérifiable sur tous les types d'image, varie selon le mode d'acquisition de l'image (ascendant ou descendant) et est accentué selon l'angle d'incidence des images.

La figure 9.32 présente les configurations optimales pour une image en mode ascendant. Il faut noter ici que cette configuration optimale ne concerne pas seulement les structures parallèles à la direction de la trace du satellite au sol mais qu'elle concerne également celles perpendiculaires au mouvement du satellite. Dans ce dernier cas, la rétrodiffusion est favorisée par l'espacement entre les bâtiments qui expose le flanc parallèle du bâtiment aux rayonnements radar incidents. Dans le cas où les bâtiments sont contigus, la rétrodiffusion induite est due aux aspérités des parties mitoyennes des bâtiments. On rencontre ces cas dans les zones de densité moyenne comme certaines parties de Westmount, Notre Dame-de-Grâce, Côte-des-Neiges, etc.

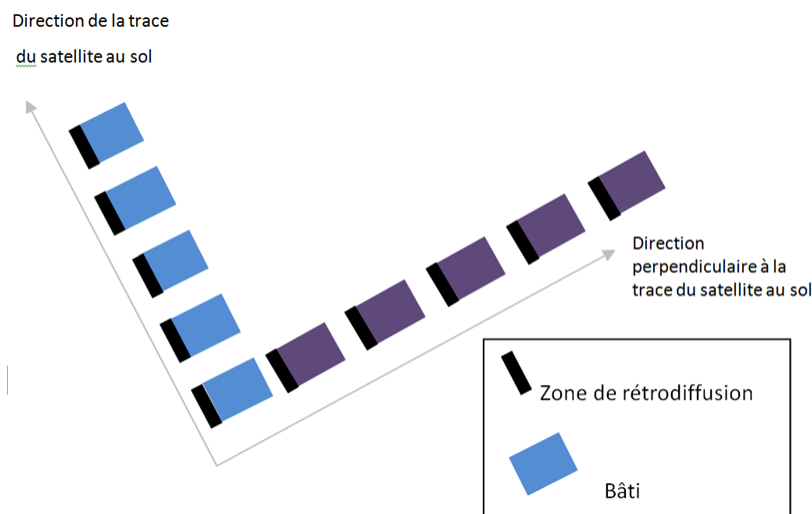


Figure 9.32 : Orientation optimale des édifices entraînant de forte radiométrie sur les images.

Les erreurs causées par des secteurs «angles morts»

Contrairement aux secteurs à orientation optimale, certains secteurs urbains du fait de l'orientation des rues – et conséquemment des bâtis – par rapport à la trace au sol du satellite renvoient un signal trop faible vers le capteur (figure 9.31). Il s'en suit une radiométrie peu intense de la réponse des objets les composant. Ce fait à l'origine des sous classifications de bien de zones est illustré dans la section 9.6.3 pour les villes de Montréal et Sun-City respectivement. Il convient ici de signaler que le phénomène d'angle mort est relatif à la polarisation. Ainsi une zone située dans l'angle mort du radar en polarisation HH est au contraire optimale en polarisation croisée HV (section 9.5).

9.6.3- Les effets de la compensation radiométriques sur les classifications

Cas de Montréal

Afin de valider l'efficacité des compensations radiométriques, il a été retenu quelques exemples de classifications effectuées au chapitre 8. Ceux-ci ont été comparés aux nouvelles classifications obtenues après compensation radiométrique. La figure 9.33 en est un exemple. Elle illustre les gains obtenus après compensation radiométrique des images. Les secteurs encadrés ciblent quelques cas de zones urbaines où le gain est palpable. Sur les images non compensées, ces secteurs étaient surclassés. Il faut également noter que les apports de la compensation sont tout aussi observables dans le cas du bâti pavillonnaire.

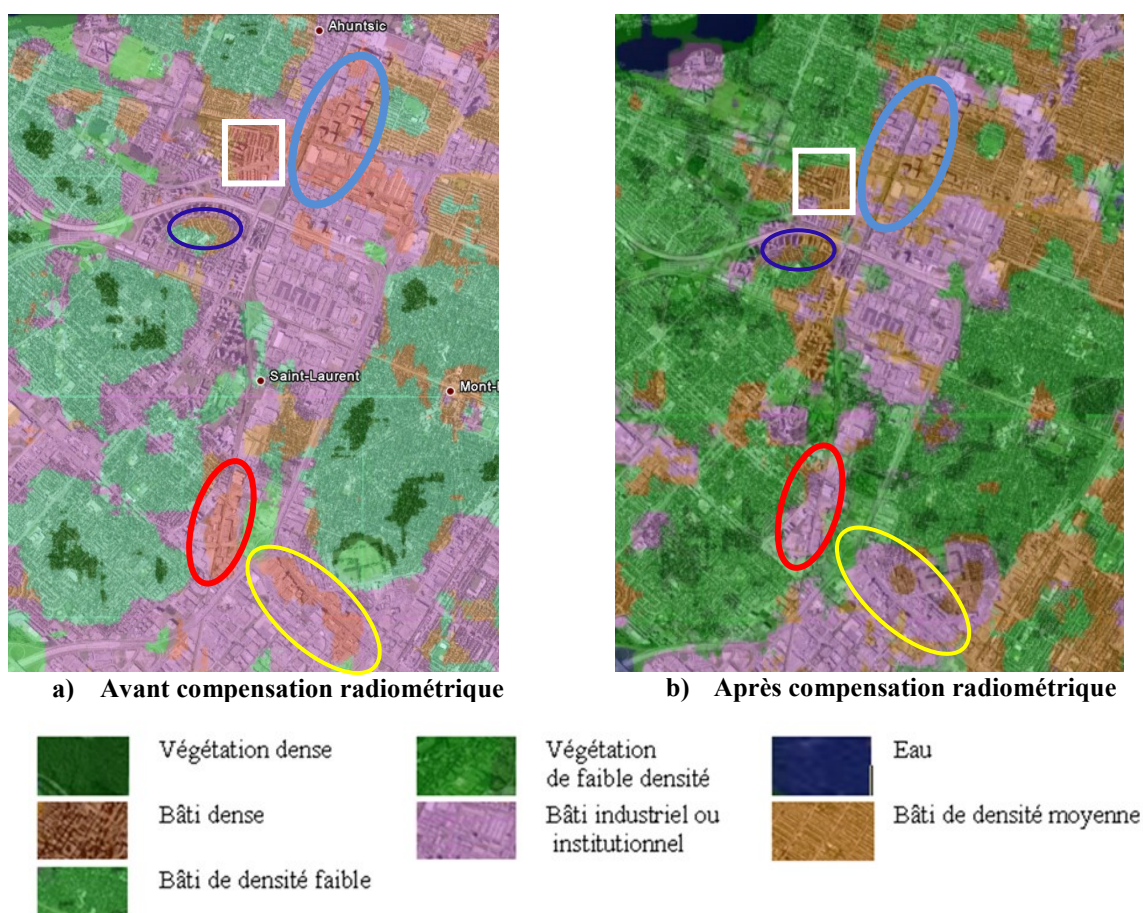


Figure 9.33 : Extrait d'une classification par maximum de vraisemblance faite à partir d'une image RADARSAT-2 en mode fin double polarisation (HH et HV) portant sur Montréal. Combinaison : Moyenne HH, Écart-Type HH, et Contraste HV. En filigrane une image THR de Montréal extraite de Google Earth.

L'exemple de la figure 9.34 illustre de manière plus globale et plus substantielle l'apport de la compensation radiométrique. Alors que l'image non compensée affiche une classification de qualité incertaine, celle issue de la compensation produit une classification satisfaisante. Il faut cependant noter que les améliorations relatives au bâti de densité très forte (centre ville) sont nettement moins substantielles. On peut interpréter cette sous performance des classifications issues des images compensées par la cacophonie qui caractérise la radiométrie de ce type d'occupation du sol où se côtoient sans ordre apparent des aires de repliement, d'ombre, etc. Par ailleurs, on remarque également que certaines zones considérées comme lisses selon les aspérités de leur surface (il s'agit essentiellement de gazon), classées comme bâti de faible densité dans à partir des images non compensées, ont migré vers une autre classe, celle de l'eau. Même si cette attribution reste fautive, elle nous semble plus logique en ce sens qu'elle est plus conforme aux réponses radiométriques de l'eau et du gazon, tous deux considérés comme des surfaces lisses par rapport à la bande C (figure 9.34).

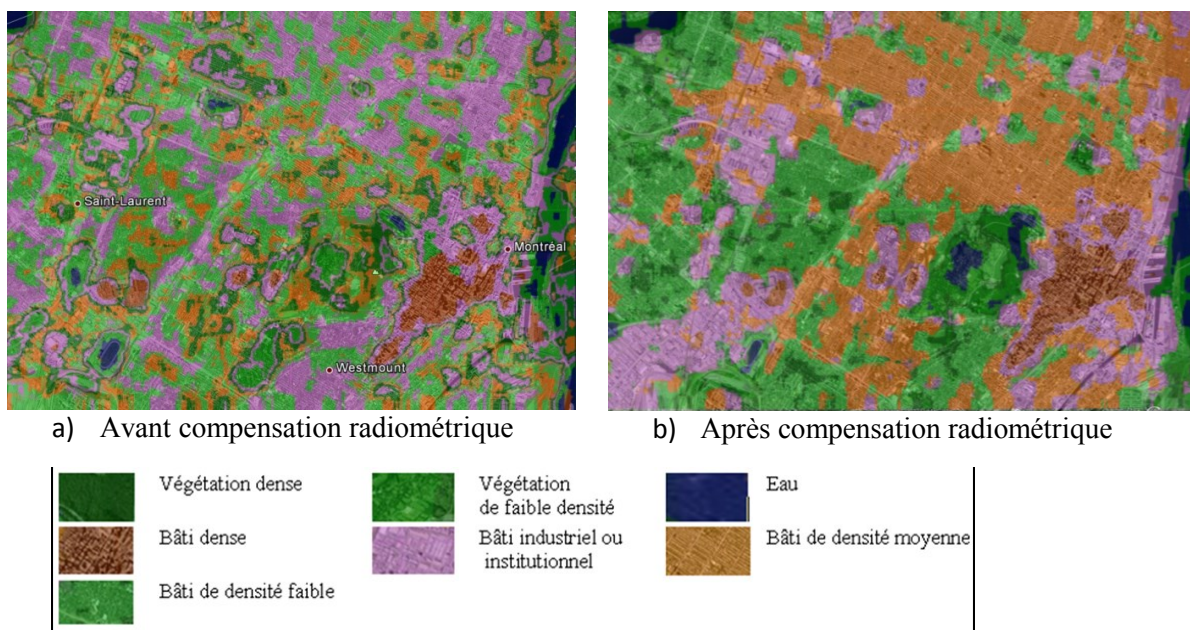


Figure 9.34 : Images RS2_FQ7_23_Quad_Asc, Combinaison : Entropie, 2^e moment angulaire.

Cas de Sun-City

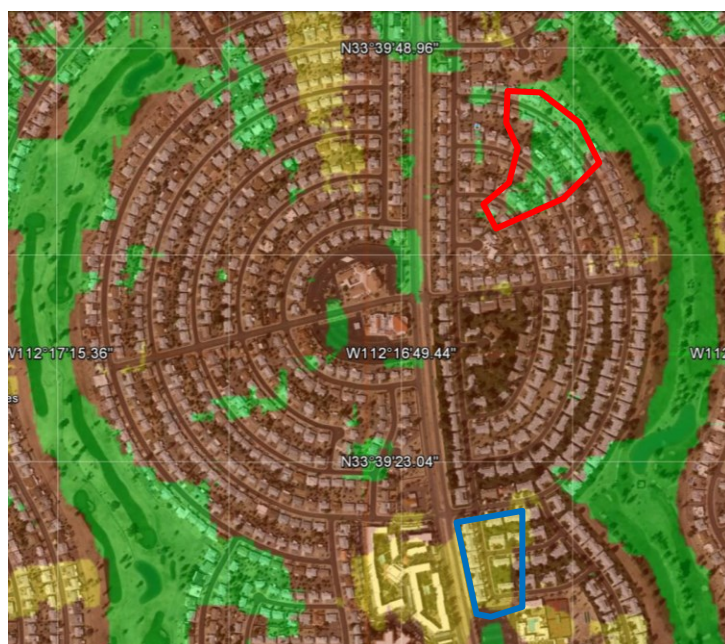
Deux types d'image RADARSAT-2 ont été testés dans le cas de Sun-City. Il s'agit de l'image ultrafine et de l'image quad-pol. Dans un processus de classification supervisée avec maximum de vraisemblance, elles ont été soumises aux meilleurs paramètres de texture dégagés dans le chapitre 8. En ce qui concerne l'image ultrafine, on remarque les mêmes problèmes évoqués précédemment par rapport à Montréal. La structure circulaire des rues crée des zones de sous radiométrie et de sur radiométrie (figure 9.31) qui induit des erreurs de classification. Il ressort des classifications, une bonne part de mauvais zonages attribuables essentiellement aux effets cardinaux dont les plus importants concernent les zones situées dans «l'angle mort» du radar (figure 9.35 a). Ces problèmes de sous- et de sur-classification sont considérablement réduits grâce aux compensations radiométriques (figure 9.35 b). Des gains comparables ont été obtenus avec l'image quad-pol (figure 9.36 a et b)



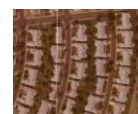
a) sans compensation

Zone sous classée en raison de la faiblesse des rétrodiffusions.

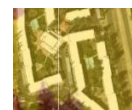
Zone sur classée en raison de la force des rétrodiffusions.



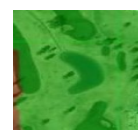
b) avec compensation



Habitat pavillonnaire



Habitation collective à plusieurs étages



Végétations courtes et parcs

Figure 9.35 : Extrait de classification par maximum de vraisemblance faite à partir d'une image RADARSAT-2 du 31-08-2010 mode ultrafin. Combinaison : EcType-Entro-Correl. En filigrane une image THR de Sun-Cityl extraite de Google Earth.

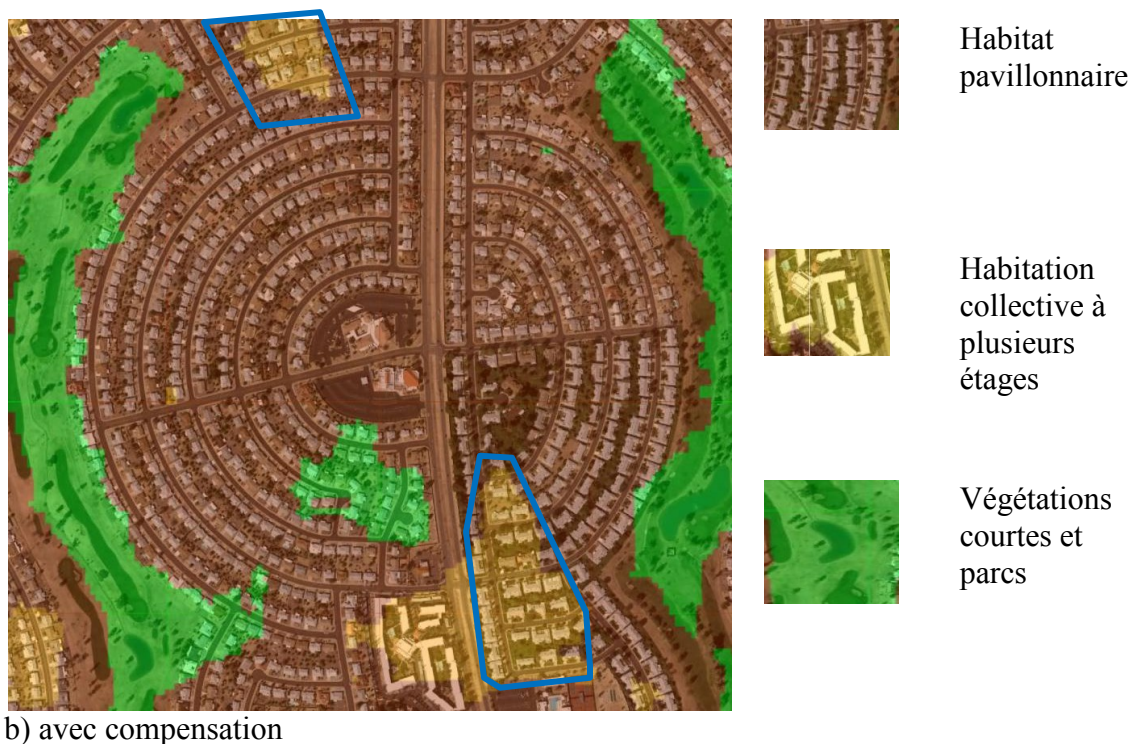
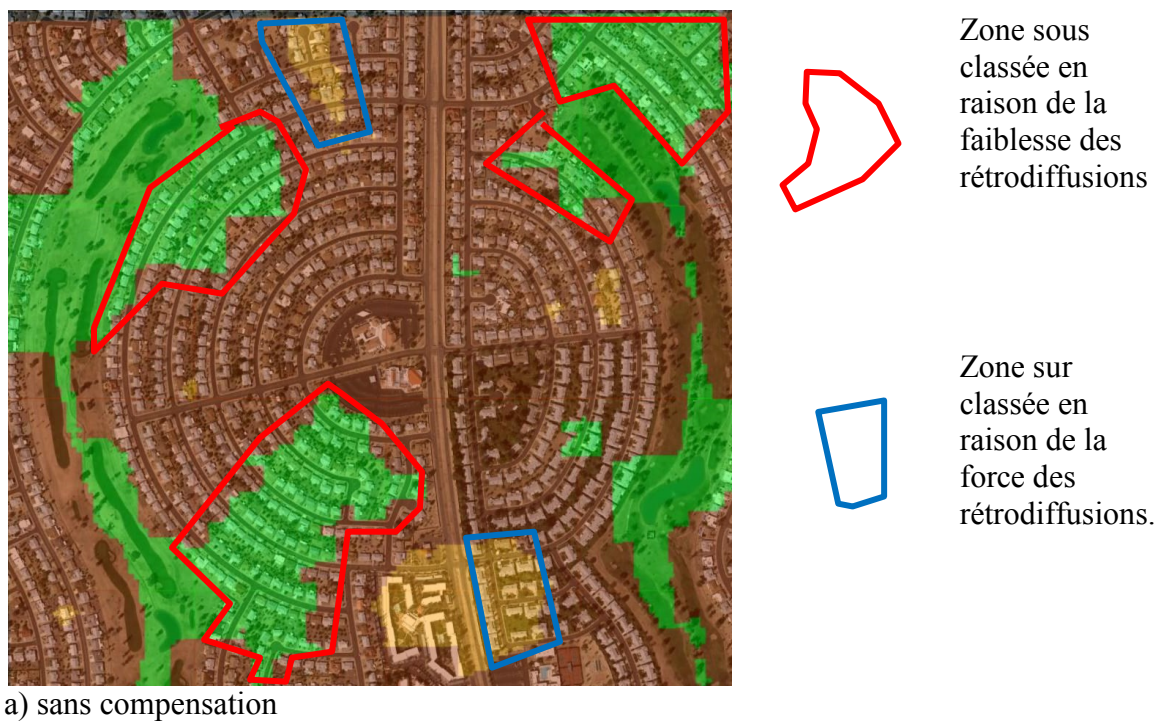


Figure 6.36 : Extrait de classification par maximum de vraisemblance faite à partir d'une image RADARSAT-2 du 22-08-2008 en mode fin polarisation quadruple. Combinaison : Homogénéité HH, Moyenne HV, Moyenne VH, Ecart-Type VH. En filigrane une image THR de Sun-Cityl extraite de Google Earth.

9.7- Résumé

Cette analyse a permis de montrer l'existence des effets cardinaux (définition large voir chapitre 6) dans toutes les polarisations des images RADARSAT-2. Pour les images HH et VV, la direction de rétrodiffusion maximale est obtenue lorsque l'orientation du bâtiment est parallèle à l'orbite du satellite. Les images en polarisation HV et VH présentent des effets cardinaux décalés de 45 degrés par rapport aux images HH et VV.

La méthodologie de compensation radiométrique des images RSO développée dans cette étude a permis de mettre au point un algorithme efficace permettant de rehausser les valeurs numériques des objets urbains mal orientés par rapport à l'illumination radar. Cette correction est tangible aussi bien visuellement sur les images que sur les distributions des valeurs numériques de celles-ci.

Nous avons également testé la pertinence des compensations radiométriques à des fins de reconnaissance automatiques des objets urbains. Les tests pratiqués portent sur deux sites en occurrence Montréal et Sun-City. La première ville est connue pour la diversité de ses occupations de sol tandis que la seconde est notoire par ses structures urbaines circulaires. Des classifications texturales d'images non compensées ont été comparées à celles d'images compensées. Ces comparaisons portent sur des images ultrafines et des images en mode quad-pol. Les cas de mauvaises classifications dues aux effets cardinaux ont été corrigés dans leur majorité sur les images compensées. Il s'agit là de substantiels gains qui confirment l'utilité de la correction des effets cardinaux relatifs aux images radar. De ce fait, l'algorithme de compensation radiométrique est suffisamment performant et pourrait être considéré comme un outil de prétraitement très utile pour des opérations d'automatisation comme les classifications et les segmentations des images RSO de haute résolution.

Chapitre 10- Conclusion

L'objectif ultime de cette recherche était de développer une procédure de cartographie des occupations du sol en milieu urbain à partir d'images radar en résolution relativement fine et fine, de diverses polarisations. Cette investigation s'est basée d'une part sur la recherche des paramètres de texture -issus des matrices de cooccurrence- les plus pertinents pour discriminer les objets urbains et d'autre part sur la compensation radiométrique des effets cardinaux qui affectent ces images.

La recherche des paramètres de textures les plus pertinents pour discriminer les objets urbains s'est faite suite à l'analyse des images RADARSAT-1 en mode fin en polarisation HH et RADARSAT-2 en mode fin en double et quadruple polarisation et en mode ultrafin en polarisation HH. Les occupations du sol recherchées étaient le bâti dense, le bâti de densité moyenne, le bâti de densité faible, le bâti industriel et institutionnel, la végétation faible densité, la végétation dense et l'eau. Nous avons identifié neuf paramètres de textures à analyser regroupés en familles selon leur définition mathématique. Les paramètres de ressemblance/dissembance regroupent l'*Homogénéité*, le *Contraste*, la *Similarité* et la *Dissimilarité*. Les paramètres de désordre sont l'*Entropie* et le *Deuxième Moment Angulaire*. L'*Écart-Type* et *Corrélation* sont des paramètres de dispersion et la *Moyenne* est une famille à part.

Les résultats des classifications des images RADARSAT en mode fin réalisées en utilisant des paramètres de texture individuels ou combinés de deux, trois ou quatre paramètres ont montré que :

- L'utilisation de plusieurs paramètres de texture augmente la qualité des classifications; cette amélioration plafonne cependant à partir de trois paramètres.
- La combinaison des familles complémentaires (Moyenne – Dispersion – ressemblance/dissembance ou désordre) donne les meilleurs classifications. En effet, des analyses en CP, dendrogrammes, et corrélations ont montré que les familles

complémentaires des paramètres de texture sont les plus aptes à apporter les meilleures discriminations des objets urbains.

- L'hypothèse émise quant à l'utilité des combinaisons des paramètres texturaux issus des canaux de polarisation différents s'avère. En effet dans les meilleures classifications on retrouve toujours des images de texture issues de polarisation parallèle et croisée.

Le mode ultrafin des images RADARSAT-2 donne des résultats particuliers, et différents de ceux des autres modes d'acquisition. Il répond moins bien à l'application de l'approche texturale utilisée ici. D'autres approches semblent nécessaires si l'on veut atteindre le plein potentiel de ce type d'image. Toutefois, notons que les résultats découlent de l'utilisation d'une seule image en mode ultrafin.

Malgré la bonne performance de l'approche basée sur la complémentarité des paramètres de textures que nous avons développée, un type d'erreurs est systématiquement observé. En effet, une bonne partie des mauvaises classifications est due aux effets cardinaux. En dépit du calcul non directionnel (invariant) des matrices de cooccurrence des paramètres de textures nous n'avons pu éviter l'omniprésence des biais dus aux effets cardinaux. Pour pallier à ce problème, nous avons développé un modèle de compensation radiométrique basé sur la section efficace radar (SER). Des exemples d'application de cet algorithme sur des images RADARSAT-2 en polarisation parallèle et croisée ont montré la bonne performance de l'algorithme développé. Des tests ont été effectués sur des images portant sur des zones où le phénomène des effets cardinaux est patent. Ces tests ont démontré la pertinence du modèle pour toutes les configurations des images RADARSAT-2. Enfin pour éprouver le modèle développé à partir des images portant sur Montréal, nous avons testé l'efficacité de celui en utilisant des images de la ville de Sun-City, AZ, reconnue pour l'importance des effets cardinaux dus aux configurations circulaires de ses quartiers. Des classifications utilisant les meilleures combinaisons de texture appliquées aux images compensées et non compensées ont révélé que notre algorithme réduit considérablement les erreurs de classification dans le cas où les effets cardinaux sont présents.

Néanmoins, les questions ci-après nécessiteraient des approfondissements pour des perspectives de recherche :

- La taille de la fenêtre d'auscultation :

Même si les tailles des fenêtres utilisées pour les calculs des textures varient légèrement selon les types d'image, elles ont été gardées constantes pour chaque image afin d'accélérer les calculs. Il est donc possible que l'usage de fenêtre dynamique améliore les performances des classifications sans toutefois en modifier l'ordre de la performance des combinaisons. Ces gains seraient tangibles au niveau des pixels périphériques des types d'occupation du sol où les chevauchements interclasses des fenêtres de calcul de la matrice de cooccurrence pourraient induire quelques erreurs. Il s'agit là d'une question à approfondir ultérieurement

- L'angle d'incidence

Les analyses texturales se sont réalisées sans égard aux angles d'incidence d'acquisition des images. Compte tenu du fait que l'étendue de la réponse (rétrodiffusion) des objets surélevés (bâtis) dépend des angles d'incidence à l'acquisition, il serait pertinent de rechercher les angles d'incidence les plus adéquats pour le milieu urbain. En raison de la diversité des hauteurs des bâtis selon les occupations du sol, on peut prétendre dans le cas d'une ville suffisamment diversifiée par son occupation du sol, que la réponse relèvera plus d'un compromis entre divers angles incidences.

- La saison

Le couvert végétal des villes étant loin d'être uniforme, les caractéristiques phénologiques relatives aux différentes essences peuvent agir différemment sur l'onde incidente et également sur la rétrodiffusion des bâtis. Le port des essences végétales varie selon les saisons et selon le type d'essence (conifère ou feuillu) induisant des variations au niveau des intensités rétrodiffusées. La question est de savoir jusqu'à quel point ces

différences d'essence, et de changements phénologiques influencent l'information recherchée.

- Confusion au niveau des objets lisses

La confusion entre les surfaces lisses (eau) et la végétation courte (exemple gazon) apparaît régulièrement dans les classifications. Ces erreurs sont inhérentes au système radar du fait de la ressemblance texturale entre l'eau et le gazon. Nous pensons que ce problème pourrait être résolu par des méthodes autres que texturale.

Finalement, nous pensons que les résultats obtenus dans le cadre de cette recherche mériteraient une suite au travers de la mise au point d'outils informatiques implémenté sous forme de logiciel indépendant ou comme fonctions dans des logiciels déjà connus. Ceci contribuerait à une meilleure utilisation des images radar pour la caractérisation des types d'occupation du sol.

Références

- Aiazzi, B., L. Alparone, S. Baronti, M. Bianchini, G. Macelloni, S. Paloscia, 2002. Nonparametric classification of SAR data based on a modified iterated nearest-mean reclustering of pixel features. *IEEE International on Geoscience and Remote Sensing Symposium. IGARSS '02*. Volume: 4 Page(s): 1947–1949.
- Anderson, J. R., 1971. Land use classification schemes used in selected recent geographic applications of remote sensing. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 37(4), 379-387.
- Arzandeh, S. et J.Wang, 2002. Texture evaluation of RADARSAT imagery for wetland mapping. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 28(5) 653-666.
- Balz, T., 2010. SAR Simulation of Urban Areas: Techniques and Applications. Dans *Remote Sensing of Urban Areas*, Uwe Soergel, Springer Editions.
- Baraldi, A. et F. Parmiggiani, 1995. An Investigation of the Textural Characteristic Associated with Gray Level Cooccurrence Matrix Statistical Parameters. *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 33(2), 293-304.
- Barber, D.G., et E.F. LeDrew, 1991. SAR Sea Ice Discrimination Using Texture Statistics: A Multivariate Approach. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 57(4), 385-395.
- Basly, L., F. Cauneau, , T. Ranchin, et L. Wald, 1998. SAR Imagery in Urban Area, *Proc. 18th Symposium of EARSeI*, Enschede, The Netherlands, 11-14 May 1998, pp. 165-170.
- Benoît, M., et R. Gratton, 1991. *Pignon sur rue : les quartiers de Montréal*. Ed Guerin, 393 p.
- Berberoglu, S., C.D. Lloyd, P.M. Atkinson, et P.J. Curran, 2000. The integration of spectral and textural information using neural networks for land cover mapping in the Mediterranean, *Computers & Geosciences*, 26, 385-396.
- Bernier, M., H. Ghedira, Y. Gauthier, R. Magagi, R. Fillion, D. De Sève, T.B.M.J. Ouarda, J.-P. Villeneuve, et P. Buteau, 2003. Détection et classification de tourbières ombrotrophes du Québec à partir d'images RADARSAT-1. *Journal Canadien de Télédétection*, 29(1), 88-98.

Bianchin, A., H. Maitre, J.M. Nicolas et F. Tupin, 1999, Monitoring urban areas (Paris) with multitemporal multiincidence ERS images, *Proc. CEOS SAR Workshop*, ESA-CNES, Toulouse, France, 26-29 October 1999, 6 pages.

Bhattacharya, A., et R. Touzi, 2011. Polarimetric SAR urban classification using the Touzi target scattering decomposition, *Canadian Journal of Remote Sensing*, 37(4), 1-10.

Bryan, L.M., 1979. The effect of Radar azimuth angle on cultural data. *Photogrammetric Engineering and remote sensing*, 45(8), 1097-1107.

Bryan, L.M., et J. Clark, 1984. Potentials for change detection Using SEASAT Synthetic Aperture Radar data. *Remote Sensing of Environment*, 16, 116-124.

Caloz, R., et C. Collet, 2001. *Précis de télédétection- Traitement numérique d'image de télédétection*, volume 3, Presses de l'Université du Québec/AUPELF-UREF ed., 386 pages.

Carr, J.R., et F.P. De Miranda, 1998. The semivariogram in comparison to the co-occurrence matrix for classification of image texture. *Geoscience and Remote Sensing* 36(6), 1945-1952.

Cavayas, F., Y. Baudouin, et C. Gosselin, 2003. SIGMA⁰ : pour mieux suivre l'évolution du milieu urbain, *Géo-Info, Le bulletin du Plan géomatique du gouvernement du Québec*, janvier-février 2003. Édition électronique.

Cavayas, F., Y. Baudouin, R. Fiset, et M. Lapointe, 2000. Système prototype pour le suivi des changements de l'occupation du sol par fusion de l'imagerie RADARSAT et d'autres données de l'observation de la Terre. Rapport de recherche FCAR-Actions concertées.

Chamundeeswari, V.V., D. Singh, et K. Singh, 2009. An Analysis of Texture Measures in PCA-Based Unsupervised Classification of SAR Images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 6, 214-218.

Clausi, D.A., 2001. Comparison and fusion of co-occurrence, Gabor, and MRF texture features for classification of SAR sea ice imagery. *Atmosphere & Oceans*, 39(4), 183-194.

Coburn, C.A. et A.C.B. Roberts, 2004. A Multiscale Texture Analysis Procedure for Improved Forest Stand Classification. *International Journal of Remote Sensing*, 25(20), 4287-4308.

Dall, J., 2007. InSAR elevation bias caused by penetration into uniform volumes. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(7), 2319-2324.

Datcu, M., F. Melgani, A. Piardi, S.B. Serpico, 2002. Multisource data classification with dependence trees. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40, 609-617.

Dekker, R.J., 2003. Texture analysis and classification of ERS SAR images for map updating of urban areas in The Netherlands. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(9), 1950–1958.

Dell'Acqua, F., P. Gamba, et G. Lissini, 2003. Improvements to Urban Area Characterization Using Multitemporal and Multiangle SAR Images. *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(9), 1996–2004

Dell'Acqua, F. et P. Gamba, 2003. Texture-based characterization of urban environments on satellite SAR images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(1), 153-159

Dobson, M.C., L. Pierce, J. Kellndorfer, et F. Ulaby, 1997. Use of SAR Image Texture in Terrain Classification. *IGARSS '97. IEEE*, 3(3-8), 1180–1183.

Dobson, M.G., F.T., Ulaby, et L.E., Pierce, 1995. Land-Cover Classification and Estimation of Terrain Attributes Using Synthetic Aperture Radar. *Remote Sens. Environ.*, 51, 199-214.

Dong Y., B. Forster, C. Ticehurst, 1997. Radar backscatter analysis for urban environments, *International Journal of Remote Sensing*, 18(6), 1351-1464.

Dong Y., B.C. Forster, et C. Ticehurst, 1998. A New Decomposition of Radar Polarization Signatures. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing*, 36(3), 933-939.

Dong Y., A.K. Milne, et B.C. Forster, 2001. Segmentation and classification of vegetated areas using polarimetric SAR image data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 39 (2), 321-329.

Durand, P., M. Hakdaoui, J. Chorowicz, J.-P. Rudant, et A. Simonin, 1994. Caractérisation des textures urbaines sur image Radar VARAN par approche morphologique et statistique. Application à la ville du Luc (sud-est de la France). *Int. J. Remote Sensing*, 15(5), 1065-1078.

Dureau, F., et C. Weber, 1995. *Télédétection et systèmes d'information urbains*. Avec le concours du Ministère de la Recherche et de la Technologie et Spot Image. Collection Villes, 379 pages

ESA, 1999. Demonstration of potential value of ESA Earth Observation Data and Products END-TO-END DEMONSTRATOR: MEGA CITIES, DC, site internet <http://earth.esa.int/>

Esch, T., A. Schenk, T. Ullmann, M. Thiel, A. Roth, et S. Dech, 2011. Characterization of Land Cover Types in TerraSAR-S Images by Combined Analysis of Speckle Statistics and Intensity Information, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 49(6), 1911-1925.

Ferrazzoli, P., L. Guerriero, et G. Schiavon, 1999. Experimental and model investigation on RADAR classification capability", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37, 960-968.

Fiset, R., F. Cavayas, Y. Baudouin, C. Gosselin, 2003. Mise à jour automatique guidée par les données cartographiques : les images RADARSAT et les cartes d'occupation du sol en milieu urbain, *25^e symposium Canadien sur la télédétection*, Montréal, 14-17 octobre 2003, Édition Cédérom.

Fiset, R., 2005. *Système prototype pour le suivi des changements de l'occupation du sol en milieu urbain fondé sur les images du satellite RADARSAT-1*. Thèse de doctorat, Université de Montréal.

Foody, G.M., et M.K. Arora, 1997. An evaluation of some factors affecting the accuracy of an artificial neural network. *International Journal of Remote Sensing*, 18(4), 789–810.

Foody, M. G., et A. Mathur, 2004. Toward Intelligent Training of Supervised Image Classifications: Directing Training Data Acquisition for SVM Classification. *Remote Sensing of Environment*, 93, 107–117.

Foody, G. M., et A. Mathur, 2006. The use of small training sets containing mixed pixels for accurate hard image classification: Training on mixed spectral responses for classification by a SVM. *Remote Sensing of Environment*, 103, 179–189.

Forster, B., C. Ticehurst, et Y. Dong, 1997. Analysis of Radar Response from Urban Areas, In: *Proc. of the International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 3-8 August 1997, Singapore, pp. 891-894.

Franceschetti, G, M. Migliaccio, et D. Riccio, 1995. The SAR simulation: an overview. In: *Proceedings of IGARSS '95, Quantitative remote sensing for science and application*, Florence, Italy.

Franceschetti, G., 2003. SAR raw signal simulation for urban structures. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(9), 1986–1995.

Frost, V.S., et L.S. Yurovsky, 1985. Maximum likelihood classification of synthetic aperture radar imagery. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1985, pp.291-313.

Fung, A.K., et F.T. Ulaby, 1983. *Matter-energy interaction in the microwave region*, *Manual of Remote Sensing*, 2nd Edition, D. S. Simonett and F. T. Ulaby, Eds., American Society for Photogrammetry, Bethesda, Maryland, ch. 4, pp. 115–164.

Gagnon, L., et A. Jouan, 1997. Speckle Filtering of SAR Images - A Comparative Study Between Complex-Wavelet-Based and Standard Filters, *SPIE Proc. #3169*, conference *Wavelet Applications in Signal and Image Processing V*, San Diego, 1997.

- Garestier, F., P. Dubois-Fernandez, X. Dupuis, P. Paillou, et I. Hajnsek, 2006. PolInSAR analysis of X-band data over vegetated and urban areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(2), 356–364.
- Gauthier, Y., M. Bernier, et J.-P. Fortin, 1998. Aspect and incidence angle sensitivity in ERS-1 SAR data, *International journal of Remote sensing*, 19(10), 2001-2006.
- Gong, P., D. J. Marceau, et P.J. Howarth, 1992. A comparison of spatial feature extraction algorithms for land-use classification with SPOT HRV data. *Remote Sensing of Environment*, 40, 137-151.
- Gouinaud, C., F. Tupin, et H. Maitre, 1996. Potential And Use of Radar Images for Characterization and Detection of Urban Areas. *Proc. Symposium Geoscience and Remote Sensing, IGARSS '96, Remote Sensing for a Sustainable Future*, 1(27-31), 474–476.
- Grunsky, E.C., 2002. The application of principal components analysis to multi-beam RADARSAT-1 satellite imagery: A tool for land cover and terrain mapping, *Canadian Journal Remote Sensing*, 28(6), 758–769.
- Guindon, B., et M. Adair, 1992. Analytic Formulation of Spaceborne SAR Image Geocoding and "Value-Added" Product Generation Procedure Using Digital Elevation Data, *Canadian Journal of Remote Sensing*, 18, 2-11.
- Haralick, R.M., K. Shanmugam, et I. Dinstein, 1973. Textural Features for Image Classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 3(6), 610–621.
- Haralick, R., 1979. Statistical and structural approaches to texture, *Proceedings of the IEEE*, Vol. 67, No.5, pp. 786-804.
- Hardaway, G., G.C. Gustafson, et D. Lichy, 1982. Cardinal effect on Seasat images of urban areas. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 48(3) 399–404.
- Hawkins, J.K., 1970. Textural properties for pattern recognition. In *Picture processing and psychopictorics*, B.S. Lipkin and A. Rosenfeld éd., Academic Press, New York, pp 347-371.

Henderson, F.M, et A.J. Lewis, 1998. *Principles and Applications of Imaging Radar*. Manual of Remote Sensing, Third Edition, Vol. 2, ASPRS, John Wiley and Sons Inc., Toronto.

Henderson, F. M., et Z.-G. Xia, 1998. *Radar Applications in Urban Analysis, Settlement Detection and Population Estimation*, dans Manual of Remote Sensing, Third Edition, Volume 2, ASPRS, F.M. Henderson et A.J. Lewis (Eds), Chapter 15, pp. 733-768.

Henderson, F.M., R., Chasan, J., Portolese, et T.F., Hart Jr., 1998. Contribution of SAR Data and Image Concatenation in Reducing Optical Sensor-derived Urban Land Cover Category Confusion, *Second International workshop on retrieval of bio-and-geophysical parameters from SAR data for land applications*, ESTEC, Noordwijk, The Netherlands, 21-23 October 1998.

Hu, H. et Y. Ban, 2012. Multitemporal RADARSAT-2 Ultra-Fine-Beam SAR Data for Urban Land Cover Classification. *Canadian Journal of Remote Sensing*. 29(4), 518-526.

Idol, T., B., Haack, S., Sawaya, et A., Sheoran, 2008. Land cover/use mapping with quad polarization radar and derived texture measures, *ASPRS 2008 Annual Conference*, Portland, Oregon, April 28 - May 2, 2008, 8 pages, IEEE Conference Publications.

Jain, A.K., 1989. *Fundamentals of Digital Image Processing*, Prentice-Hall International Editions, NJ, 569 pages.

Karjalainen, M., J. Hyypii, et Y., Devillairs, 2003. Urban Change Detection in the Helsinki Metropolitan Region Using Radarsat- 1 Fine Beam SAR Images, *2nd GRSS/ISPRS Joint Workshop on "Data Fusion and Remote Sensing over Urban Areas"*, pp.273-277.

Kazi, I.A., 2006. *ENVISAT ASAR for Land Cover Mapping and Change Detection*, Master's of Science Thesis in Geoinformatics, Department of Urban Planning and Environment School of Architecture and the Built Environment Royal Institute of Technology, Stockholm, Sweden.

Knott E F, Shaeffer J F, Tuley M T, 2004. *Radar Cross Section*, SciTech Publishing, 2e Édition, 6011 pages.

Krylov, V., G. Moser, S.B. Serpico, et J. Zerubia, 2011. Supervised High-Resolution Dual-Polarization SAR Image Classification by Finite Mixtures and Copulas. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing. Issue on Advances in Remote Sensing Image Processing*, 5(3), 554-566.

Kurosu T., S. Yokoyama, M. Fujita, et K. Chiba, 2001. Land use classification with textural analysis and the aggregation technique using multi-temporal JERS-1 L-band SAR images. *International Journal of Remote Sensing*, 22(4), 595–613.

Leberl, F.W., 1990, *Radargrammetric image processing*. Artech House, Norwood, MA, 595 pages

Lee, J.-S., et E. Pottier, 2009. *Polarimetric Radar Imaging : from Basics to Applications*, CRC Press, Taylor&Francis Group, New York, 398 pages.

Lee, W.K., 2001a. Reduction of cardinal effects in SAR imagery of densely populated urban areas by suppressing strong multiple returns, *Proc. Symposium Geoscience and Remote Sensing, IGARSS '01, Vol 5*, pp. 2328-2330.

Lee, W.K., 2001b. Analytical investigation of urban SAR features having a group of corner reflectors, *Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '01. IEEE 2001 International Vol 3,n 9-13*, pp.1282–1284.

Lewis, A.J., F.M. Henderson, et D.W. Holcomb, 1998. Radar Fundamentals: the Geoscience Perspective, in *Principles and Applications of Imaging Radar*, in F.M. Henderson and A.J. Lewis, Eds., John Wiley and Sons, NY, pp. 131-181.

Lo, C.P., 1998. Applications of Imaging Radar to Land Use and Land Cover Mapping, *Principles and Applications of Imaging Radar*, in F.M. Henderson and A.J. Lewis, Eds., John Wiley and Sons, NY, pp. 705-732.

Lorrain, P., et D.R. Corson, 1979. *Champs et ondes électromagnétiques*, Armand Collin, Paris, 719 pages.

Maître, H., 2001. *Traitement des images de radar à synthèse d'ouverture*. Ed. Hermes, Paris, 351p

Mather, P.M., B.T So, and M. Koch, 1998. An evaluation of Landsat TM spectral data and SAR-derived textural information for lithological discrimination in the red sea Hills, Sudan. *International Journal of Remote Sensing*, 19(4), 587-604.

Marconi , 1984. SAR simulation concept and tools. Final Report. In: Report MTR 84/34, Marconi Research Centre, UK

Méric, S., G. Chassay, O. Béchu, et T. Tenoux, 1998. Propagation prediction calculation used for SAR imaging urban area. *Electronics Letter*, 34(I).

Merrill, I.S., 1990. *Radar Handbook*, 2e ed., New York : McGraw-Hill., 1232p.

Messier, N., 2001. *Cartographie de l'occupation du sol en milieu urbain dense, à partir des images satellites de haute résolution spatiale : le cas de Beijing (Chine)*. Mémoire de maîtrise, Université de Montréal 109p.

Messier, N., F., Cavayas, et P., André, 2001. Cartographie des occupations du sol en milieu urbain, à partir d'images satellites de haute résolution spatiale, le cas de Beijing (Chine). *Compte-rendu du 23^e Symposium canadien sur la télédétection et du 10^e Congrès de l'AQT*, Ste-Foy, Québec, 21-24 août 2001, pp. 829-834

Michel, A., et B. Lortic, 1992. Typologies urbaines et télédétection satellitaire. La notion de zone en milieu urbain. *Espace géographique*, 2, 167-178.

Mohammed, E. S., 1991. Evaluation of second-order texture parameters for sea ice classification from radar images. *Journal of Geophysical Research*, 96(C6), 10625-10640.

Moore, R.K., 1978. Active Microwave Sensing of the Earth's Surface-A Mini Review, *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 26(6), 843-849.

Pal, M. & Mather, M. 2003. An assessment of the effectiveness of decision tree methods for land cover classification. *Remote Sensing of Environment*, 86, 554-565.

- Parmuchi, M.G., H. Karszenbaum, et P. Kandus, 2002. Mapping wetlands using multi-temporal RADARSAT-1 data and a decision-based Classifier. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 28(2), 175–186.
- Paudyal, D.R., A. Eiumnoh et J. Aschbacher, 1995. Textural Information in SAR Images for Land-Cover Applications. *Proc. Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS '95*, vol.2, pp. 1020-1022.
- Pellizzeri T.M., P. Gamba, P. Lombardo, et F. Dell'Acqua, 2003. Multitemporal / Multiband SAR Classification of Urban Areas Using Spatial Analysis: Statistical vs. Neural Kernel-Based Approach. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(10), 2338–2353.
- Petit, D. 2005, Synopsis sur les techniques du radar imageur, Note de cours, Version 1.32, Magellium, 61 pages
- Petrou, M., et P.G. Sevilla, 2006. *Image processing dealing with texture*. West Sussex, England, John Wiley & Sons Ltd, 618 pages.
- Polidori, L., 1997. *Cartographie radar*, Gordon and Breach Science Publishers, Amsterdam, The Netherlands, 287 pages.
- Rajesh, K., C.V. Jawahar, S. Sengupta et S. Sinha, 2001. Performance analysis of textural features for characterization and classification of SAR images. *Int. J. Remote Sensing*, 22(8), 1555–1569.
- Raney, R.K., 1998. Radar Fundamentals: Technical Perspective, Principles and Applications of Imaging Radar, in F.M. Henderson and A.J. Lewis, Eds., John Wiley and Sons, NY, pp. 9-130.
- Rosenfield, G.H., et K. Fitzpatrick-Lins, 1986. A Coefficient of Agreement as a Measure of Thematic Classification Accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 52(2), 223-227.
- Schiavon, G., et D. Solimini, 2000. Dihedral and trihedral corner reflector models for the interpretation of radar returns from urban manufacts, *Proc. Symposium on Geoscience and Remote Sensing, IGARSS 2000*, Vol. 7, n 24-28, pp. 2882 – 2884

Simonett, D.S., et R.E. Davis, 1983. Image analysis-Active microwave. In *Manual of Remote Sensing*, D. S. Simonett and F. T. Ulaby, Eds., 2nd Edition, American Society for Photogrammetry, Bethesda, Maryland, ch. 24, pp. 1125–1181.

Soh, L.-K et C. Tsatsoulis, 1999. Texture analysis of SAR sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices. *IEEE Transactions on Geoscience Remote Sensing*, 37(2), 780-795.

Soergel, U., 2010. *Radar Remote Sensing of Urban Areas*. Dordrecht, London, Springer.

Stavrou, S., et S.R. Saunders, 2003. Review of constitutive parameters of building materials. *Twelfth International Conference on Antennas and Propagation, IEE Antennas and Propagation*, 31 March-3 April 2003, vol.1: pp. 211–215.

St-Onge, B., 1994. *L'apport de la texture des images numériques de haute résolution à la cartographie forestière automatisée*. Thèse de doctorat, Département de géographie, Université de Montréal

Tuceryan, M., et A.K. Jain, 1998. Texture analysis. In C. H. Chen, L. F. Pau, and P. S. P. Wang, editors, *Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision*, pages 235-276.

Ulaby, F.T., et M.C. Dobson, 1989. *Handbook of Radar Scattering Statistics for Terrain*. Artech House, Inc., Dedham, Massachusetts, 362 pages.

Ulaby, F.T., et J.E. Bare, 1979. Look Direction Modulation Function of the radar Backscattering Coefficient of Agriculture Fields. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 45(11), 1495-1506

Ulaby, F.T., R.K. Moore, et A.K. Fung, 1986. *Microwave Remote Sensing-Active and Passive*, Vol. III: From Theory to Applications, Artech House, Massachusetts.

Unser, M., 1986. Sum and Difference Histograms for Texture Classification. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-8, 118-125.

Vansteenkiste, E., S. Gautama, et W. Philips, 2004. Analysing multispectral textures in very high resolution satellite images. *IEEE Icip.*, 5, 3062-3064

Viveros Cancino, O., 2003. *Analyse du milieu urbain par une approche de fusion de données satellitaires optiques et radar*, Thèse de doctorat Université de Nice-Sophia Antipolis.

Wang, Y., L. Hess, S. Filoso, et J. Melack, 1995. Canopy Penetration Studies: Modeled Radar Backscatter from Amazon Floodplain Forests at C-, L-, and P-band. *Remote Sensing Environment*, 54, 324-332.

Wegmüller, U., T. Strozzi, A. Wiesmann, et C. Werner, 2003. ENVISAT ASAR for land cover information, *Proc. Symposium on Geoscience and Remote Sensing, IGARSS '2003*, vol. 5, pp. 2996-2998.

Weydahl, D.J., 2002. Backscatter changes of urban features using multiple incidence angle RADARSAT images, *Canadian Journal of Remote Sensing*, 28(6), 782–793.

Weydahl, D.J., et R. Olsen, 2005. Analysis of ASAR polarisation signatures from urban areas, *Proc. of the 2004 Envisat & ERS Symposium*, Salzburg, Austria 6-10 September 2004, ESA SP-572, April 2005, 6 pages.

Xia, Z-G., et F.M. Henderson, 1997. Understanding the Relationships Between Radar Response Patterns and the Bio- and Geophysical Parameters of Urban Areas, *IEEE Transactions Geoscience and Remote Sensing*, 35(1), 93–101.

Yonezawa, C., N. Tomiyama, et T. Yamakoshi, 2004. Land Surface Observation Using Multi-polarization ENVISAT ASAR Data. *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2004. IGARSS '04. Proceedings.* Vol. 7, pp. 4564–4567.

Yueh, H.A., A.A. Swartz, J.A. Kong, R.T. Shin, et L.M. Novak, 1988. Optimal classification of terrain cover using normalized polarimetric data. *Journal of Geophysical Research*, 93(B12), 15261-15267.